文章编号:1006-1355(2018)05-0192-06+214

状态形态学滤波与EWT的故障特征提取方法研究

王金东，张隆宇，赵海洋，李 颖，夏法锋

（东北石油大学 机械科学与工程学院，黑龙江 大庆 163318）

摘 要:针对往复机械振动信号具有复杂非线性、非平稳等特性,使用一种基于小波框架的自适应经验小波变换和以集合角度处理信号的形态学滤波来进行往复机械故障特征提取。首先使用自适应经验小波变换通过构造尺度空间曲线对傅里叶频谱进行划分,构造合适的正交小波滤波器组以提取具有紧支撑傅里叶频谱的AM-FM成分;然后根据往复机械振动信号冲击性的特点,基于信号本身特性构造形态学结构元素,对提取出的模态进行状态自适应形态学滤波;最后使用多尺度模糊熵对模态进行定量分析并对故障进行识别。将该方法应用到实测数据中,实验结果验证了该方法的有效性,该方法可以准确对往复压缩机气阀故障进行识别。

关键词:振动与波;经验小波变换;自适应性;形态学滤波;故障诊断

中图分类号:TH165.3 **文献标志码**:A **DOI编码**:10.3969/j.issn.1006-1355.2018.05.034

Fault Feature Extraction Method based on Mathematical Morphology Filtering and Adaptive Empirical Wavelet Transform

WANG Jindong, *ZHANG Longyu*, *ZHAO Haiyang*, *LI Ying*, *XIA Fangfeng*

(Mechanical Science and Engineering Institute, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, Heilongjiang China)

Abstract : Due to the non-linear and non-stationary characteristics of reciprocating compressor vibration signal, a fault feature extraction method based on adaptive empirical wavelet transform and mathematical morphology filtering is proposed. In this method, the scale-space curves are extracted to separate the different modes and the adaptive empirical wavelet transform (EWT) is used to segment the Fourier spectrum. Then, the adaptive band-pass filters are constructed in the frequency domain so as to construct the orthogonal wavelet functions and extract AM-FM components that have compact support in Fourier spectrum. According to the impact characteristics of vibration signals of the reciprocating compressor, the structure elements based on mathematical morphology are constructed. After segmenting the Fourier spectrum, the AM-FM components are filtered adaptively based on mathematical morphology. At last, by using the multi-scale fuzzy entropy, the AM-FM components are quantitatively analyzed and the fault of the reciprocating compressor is identified and classified. Experiments and calculation results prove that this method can effectively diagnose the fault of reciprocating compressors.

Keywords : vibration and wave; EWT; adaptive signal decomposition; mathematical morphology; fault diagnosis

往复机械振动信号属于非平稳、非线性信号。目前一般用来处理非平稳和非线性信号的是经验模式分解(Empirical Mode Decomposition，EMD)。EMD是一种自适应性方法,该方法根据信号自身特点来将信号分解为一系列从高频到低频不断变化的基本模式分量,能准确突出信号局部特征,具有良好的时频聚焦性[1]。但是EMD也存在着没有严格的数学证明、过包络、欠包络,计算量大等缺点。针对EMD的不足,Gilles提出了一种基于小波框架的自适应小波分析方法——经验小波变换(Empirical wavelet transform)[2],简称EWT。这种方法建立在小波变换的框架上,通过对傅里叶变换频谱进行划分,构造合适的正交小波滤波器组以提取具有紧支撑傅里叶频谱的AM-FM成分,最后通过对调频调幅(AM-FM)成分进行特征提取从而进行故障诊断。EWT是建立在小波变换的框架上的,有严格的数学证明,而且计算过程没有迭代,计算量小。

收稿日期:2017-11-03

基金项目:黑龙江省自然科学基金资助项目(E2016009)

作者简介:王金东,男,博士生导师,主要研究方向为机械设备故障诊断。

通信作者:赵海洋(1979-),男,黑龙江省甘南县人,副教授,硕士生导师,主要从事往复机械设备故障机理与诊断方法研究。

E-mail: zhaohaiyang2003@126.com

往复机械在运行过程中，存在着大量的冲击和脉冲信号，脉冲信号含有最丰富的频率成分，正常脉冲信号和故障脉冲信号具有较明显的时域特征，由于噪声和机械系统调制的影响，时域波形的这些故障现象常常被掩盖起来。形态学滤波是从集合的角度分析和处理信号，可以有针对性地对信号的特征进行包括消除正负冲击、降低噪声等处理，而且处理完全在时域中进行，具有比传统滤波方法计算速度更快，算法简便，易于硬件实现等优点[3]。因此本文采用形态学滤波对信号进行处理。

本文将自适应EWT与状态自适应形态学滤波相结合，提出一种新的故障特征提取方法。首先通过自适应EWT得到具有紧支撑傅里叶频谱的AM-FM成分，然后根据信号本身的特性，构建适应性结构元素对其进行状态形态学滤波；最后对经过滤波得到的模态进行基于多尺度模糊熵的定量分析。将该方法应用到实测数据中，实验结果验证了该方法的有效性。

1　经验小波变换

经验小波变换(EWT)实际上是一种自适应性小波分析方法，主体框架是在小波变换的理论下建立的。EWT将小波固定不变的频谱分隔方法，改进为根据信号的不同特征，进行自适应的频谱分隔，再使用正交小波滤波器分解，得到AM-FM成分，然后使用Hilbert谱进行故障诊断。经验小波变换主要分为3个阶段：

Step1. 对信号进行傅里叶变换得到频谱图，通过特定算法对频谱进行划分，得到一组频谱的分界线。

Step2. 根据得到的分界线，利用Meyer小波构造方法构造的经验尺度函数和经验小波函数，得到正交小波滤波器，对频谱进行经验小波变换，得到一组单分量或近似单分量的AM-FM成分；

Step3. 对这一组AM-FM成分进行Hilbert变换得到Hilbert谱，之后通过Hilbert谱特性进行时频分析。

1.1　经验小波变换的频谱分隔

如何合理地进行频谱分隔是EWT的关键。Gilles最早提出了一种基于频谱局部极大值的频谱分隔方法[2]，但是这种方法使用的频谱信息太少，并且对于频谱上出现宽模态与窄模态相邻或两个较大的极大值同属于一个模态等情况，易出现模态的混叠。之后Gilles提出了基于尺度空间的频谱分隔方法。使用高斯核式(1)对信号进行尺度变换，得到不同的尺度空间，在尺度空间对信号进行求取极小值曲线，然后找到极小值曲线大于阈值的位置，由此确定分隔边界。这个方法使用了信号的更多信息，因此得到的分隔效果更好[4-5]。

$$L(x,t)=\sum_{n=-M}^{+M} f(x-n)\,g(n;t) \tag{1}$$

其中

$$g(n;t)=\frac{1}{\sqrt{2\pi t}}\mathrm{e}^{-n^2/2t} \tag{2}$$

在旋转机械加速度振动信号的频谱上划分模态本质上就是寻找旋转机械振动信号的倍频，而从图像上体现出来的就是寻找频谱中的凹处，也就是局部极小值的位置。而尺度空间方法通过寻找频谱多个尺度下不同描述的局部最小值，经过特定的算法筛选，保留最合适的局部最小值位置。这种在多尺度信息共同作用下得到的局部最小值位置比直接在原始频谱上寻找到的局部最小值的位置更精确且抗噪声干扰能力更强，对于非平稳非线性的往复压缩机振动信号来说具有很好的适用性。最终得到的频谱分隔边界就是算法筛选出的多尺度下最优局部最小值的位置。

1.2　构造经验尺度函数和经验小波函数

Meyer小波经验尺度函数和经验小波函数分别为

$$\hat{\phi}_n(\omega)=\begin{cases}1 & |\omega|\leqslant(1-\gamma)\omega_n\\ \cos[\frac{\pi}{2}\beta(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega|-(1-\gamma)\omega_n))] & (1-\gamma)\omega_n\leqslant|\omega|\leqslant(1+\gamma)\omega_n\\ 0 & \text{其他}\end{cases} \tag{3}$$

$$\hat{\psi}_n(\omega)=\begin{cases}1 & (1+\gamma)\omega_n\leqslant|\omega|\leqslant(1-\gamma)\omega_{n+1}\\ \cos[\frac{\pi}{2}\beta(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega|-(1-\gamma)\omega_{n+1}))] & (1-\gamma)\omega_{n+1}\leqslant|\omega|\leqslant(1+\gamma)\omega_{n+1}\\ \sin[\frac{\pi}{2}\beta(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega|-(1-\gamma)\omega_n))] & (1-\gamma)\omega_n\leqslant|\omega|\leqslant(1+\gamma)\omega_n\\ 0 & \text{其他}\end{cases} \tag{4}$$

其中

$$\beta(x)=x^4(35-84x+70x^2-20x^3) \tag{5}$$

$$\tau_n=\gamma\omega_n \tag{6}$$

$$\gamma<\min_n(\frac{\omega_{n+1}-\omega_n}{\omega_{n+1}+\omega_n}) \tag{7}$$

之后与小波分析方法相同，使用内积的方法分别确定细节系数和近似系数

$$w_f^{\varepsilon}(n,t)=\langle f,\psi_n\rangle=\int f(\tau)\overline{\psi_n(\tau-t)}\mathrm{d}\tau=(\hat{f}(\omega)\overline{\hat{\psi}_n(\omega)})^{\vee} \tag{8}$$

$$w_f^{\varepsilon}(0,t)=\langle f,\phi_1\rangle=\int f(\tau)\overline{\phi_1(\tau-t)}\mathrm{d}\tau=(\hat{f}(\omega)\overline{\hat{\phi}_1(\omega)})^{\vee} \tag{9}$$

经验模态函数可以表示为

$$f_0(t)=w_f^e(0,t)\times\phi_1(t) \tag{10}$$

$$f_k(t)=w_f^e(k,t)\times\psi_k(t) \tag{11}$$

1.3 经验小波变换模态优选

Gilles将一组近似单分量的AM-FM成分进行Hilbert变换从而得到Hilbert谱，通过Hilbert谱进行时频分析。但由于往复机械振动信号频谱成分复杂，包含的频率范围广且频率易突变，经过EWT得到的AM-FM并不能简单地看作单组分模态，因此对其进行Hilbert变换就没有足够的理论支撑。

经验小波变换在对频谱进行分隔时，依据的是信号频谱的数学特性，并没有结合信号本身所包含的的物理意义。本文在优选模态时选择具有物理意义的峭度作为指标。因为峭度对信号中的冲击特征很敏感，冲击特性也正是往复压缩机振动信号的特点，无论是气阀的开闭还是轴承的往复运动，都伴随有大量的冲击，所以使用峭度指标来选取冲击特征最明显的模态，这有助于后续故障特征的提取。

2 状态自适应形态学滤波

在使用自适应EWT得到有意义的模态后，为了减少随机噪声和其他部位振动对需要诊断部位的振动信号产生的影响，需要对得到的模态进行滤波。形态学滤波是从集合的角度分析和刻画信号，摒弃了传统的数值建模及分析的观点，其基本思想是设计一个称作结构元素的“探针”来收集信号的信息，通过该探针在信号中不断移动，对信号进行匹配，达到提取信号、保持细节和抑制噪声的目的，此外该方法对信号波形特征的处理完全在时域中进行，具有比传统滤波方法计算速度更快，算法简便，易于硬件实现的优点[3]，所以本文采用形态学滤波对信号进行处理。

2.1 数学形态学滤波

形态学滤波在一维信号处理中主要分为2部分。第1部分为结构元素的选取。结构元素在形态运算中的作用类似于一般信号处理时的滤波窗口，只有与结构元素尺寸和形状相匹配的信号基元才能被有效保留。结构元素的三要素是形状、长度和高度。常用的结构元素有扁平形、三角形以及半圆形等。普遍认为，扁平形结构有利于保持被处理信号的形状特征，半圆形结构适用于滤除随机噪声的干扰，三角形结构适用于滤除脉冲噪声的干扰。普遍使用的形态滤波器，大多采用单一结构特性的结构元素，这种方法处理平稳信号有不错的效果[6]。

形态学滤波第2部分为形态学运算包括形态腐蚀、形态膨胀、形态开及形态闭4种基本算子。设原信号$f(n)$为定义在$F(1,2,\cdots,N-1)$上的离散函数，结构元素$g(m)$为定义在$G(1,2,\cdots,M-1)$上的离散函数，且$N\geqslant M$，则[11]

$f(n)$关于$g(m)$腐蚀的定义为

$$(f\Theta g)(n)=\min\left[f(n+m)-g(m)\right] \tag{12}$$

$f(n)$关于$g(m)$膨胀的定义为

$$(f\oplus g)(n)=\max\left[f(n-m)+g(m)\right] \tag{13}$$

$f(n)$关于$g(m)$开运算的定义为

$$F_o(f(n))=(f\bigcirc g)(n)(f\Theta g\oplus g)(n) \tag{14}$$

$f(n)$关于$g(m)$闭运算的定义为

$$F_C(f(n))=(f\bullet g)(n)=(f\oplus g\Theta g)(n) \tag{15}$$

式中：min、max为取极小值、极大值的运算符；Θ、⊕、○、●分别为腐蚀、膨胀、开、闭运算的运算符。形态学中的4种基本运算可以分别提取不同的信号特征信息。但是如果只使用单一形态算子，那么将只能提取信号中的某个特定形状的信息，因此需要利用基本算子的组合来更全面地提取信号中的信息。常用的组合性形态滤波器有腐蚀+膨胀均值滤波器、开+闭均值滤波器、开闭+闭开均值滤波器、腐蚀+膨胀差分滤波器。本文通过多次实验结果对比，选取开+闭均值滤波器进行滤波，如下式

$$F_{M1}(f(n))=\frac{1}{2}[F_O(f)(n)+F_C(f)(n)] \tag{16}$$

2.2 状态自适应滤波

往复机械存在着大量冲击，冲击会产生幅值较大、频率成分较复杂的冲击波形，冲击波形与非冲击波形无论在时域和频域差距都很大。滤波时如果只使用单一结构元素，就无法同时适应冲击波形和非冲击波形，导致滤波时丢失部分有用的信息，从而影响故障诊断的效果。因此针对上述问题，提出一种新的状态自适应形态学滤波方法，根据往复机械信号特征判断信号所处状态，针对不同状态使用不同的结构元素对信号进行形态学滤波。下面以往复压缩机气阀振动信号为例进行说明。

往复压缩机1个周期信号可分为膨胀、吸气、压缩和排气4个阶段。在膨胀过程中，吸气阀处于关闭状态，信号幅值较小。在吸气阶段，吸气阀在A点开启撞向升程限制器，此时形成了第1个较大的冲击波峰。在吸气过程中，吸气阀阀片理论上处于静止状态，图中吸气阶段中间出现的冲击波形是由于另一侧排气阀开启引起的(双作用气缸)。当吸气过程结束，吸气阀在B点开始关闭，撞击阀座，形成了第2个冲击波形，随着吸气阀的关闭开始压缩阶段。C点附近的冲击波形，是该侧气缸排气阀阀片开启

引起的。综上所述，气阀运行状态信息主要包含在气阀开闭过程，阀片引起的冲击波形内，当阀片处于平稳状态时，理论上不会有阀片引起的振动信号产生，这1阶段振动信号主要由气缸压力脉动、气阀开闭造成的缸内气流波动、惯性力引起的振动及其它部位的振动干扰组成[7]，所以这1阶段的振动信号不能有效地反应气阀的工作状态。由以上分析可以得出，理想的滤波效果是维持气阀开闭引起的振动冲击波形，降低气阀稳定阶段气缸压力脉动、气流波动等其它振动的影响，抑制脉冲噪声和随机噪声。

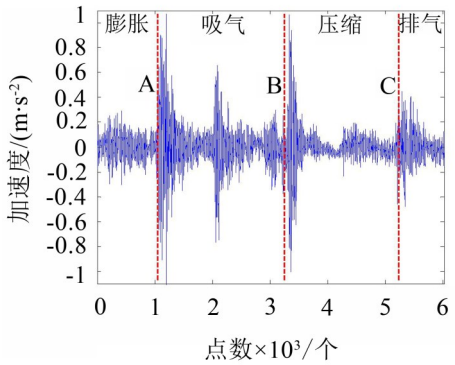


图1 往复压缩机气阀振动加速度信号

本文采用分段的方式来更精确地对信号进行滤波，并以能量为指标判断各段所处的状态。如果某段信号处于气阀振动阶段，则该段信号的能量会有非常明显的提高，而当该段信号处于气阀稳定阶段，则该段信号的能量不会有太大波动，由此就可以将各段信号分为为气阀振动阶段和气阀平稳阶段，并根据不同的阶段采用不同的结构元素进行形态学滤波。根据文献[6]可以得知，扁平形结构有利于保持被处理信号的形状特征，半圆形结构适用于滤除随机噪声的干扰，三角形结构适用于滤除脉冲噪声的干扰。所以当某段信号处于气阀振动阶段时，选用扁平型结构元素，在滤波的同时最大限度地保持冲击信号的形状特征；当信号处于气阀稳定阶段时，选用三角形结构元素滤除脉冲噪声的干扰。从而达到针对不同状态使用不同的结构元素对信号进行形态学滤波的目的。

在结构元素确定之后，还需要确定结构元素的长度及高度。根据文献[8]，结合往复压缩机气阀振动信号的特点，选取结构元素的长度为3。结构元素的高度自适应选取方法是：将信号分段之后，求取每段信号绝对值的平均值作为当前段形态学滤波结构元素的高度。

经过滤波之后需要进一步提取故障振动特征，从而对往复压缩机故障状态进行识别。多尺度模糊熵是在模糊熵的基础上，结合多尺度熵思想提出的一种非线性信号定量描述方法。实验结果表明，对机械振动信号进行多尺度模糊熵分析，可以在不同参数条件下区分不同状态的振动信号，可以更全面地反映故障状态特征[12]。因此本文使用多尺度模糊熵对滤波后的模态进行定量计算，实现对往复压缩机故障进行有效识别的目的。

2.3 基于状态形态学滤波与EWT的故障特征提取方法步骤及流程图

基于状态形态学滤波与EWT的故障特征提取方法具体步骤及流程图如下。

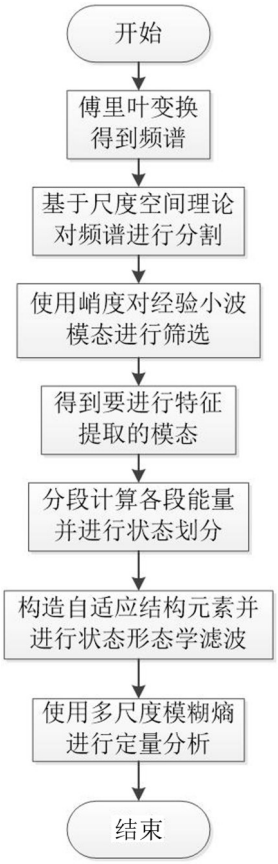


图2 方法流程图

Step1. 基于尺度空间理论对信号的傅里叶频谱进行划分，得到经验小波模态；

Step2. 以峭度为指标对经验小波模态进行筛选，保留包含故障信息最多的模态进行后续分析；

Step3. 将模态信号分段，分别计算每一段信号能量绝对值的总和，根据能量的变化趋势判断各段信号所处的状态并根据不同状态构造结构元素：气阀振动阶段阶段选用扁平型结构元素，气阀平稳阶段选用三角形结构元素；

Step4. 再分别计算每一段信号振动幅值绝对值的平均，并将其作为这一段结构元素的高度H，使各段结构元素高度的选取不互相影响；

Step5. 根据Step4确定的结构元素，使用开+闭

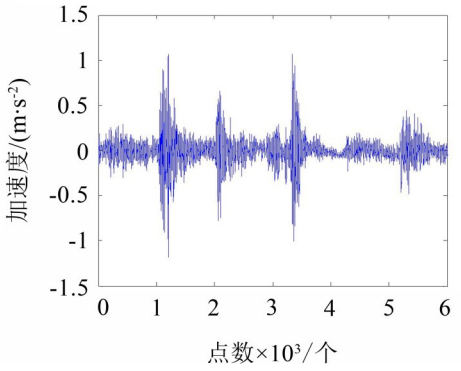
均值滤波器分阶段依次进行形态学滤波，最后使用多尺度模糊熵对模态进行定量分析从而进行故障诊断和识别。

3 实验分析

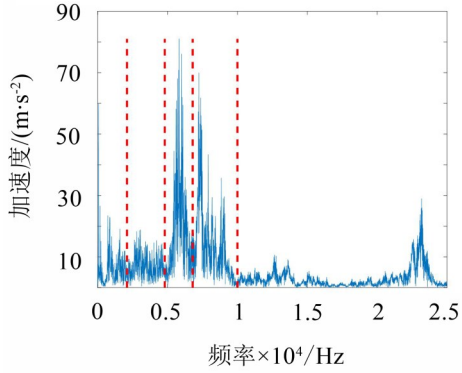
以2D12-70型双作用对动式往复压缩机为研究对象，利用加速度传感器测试压缩机振动信号，采样频率设置为50 kHz。测取压缩机正常状态气阀振动信号、阀有缺口振动信号、阀片断裂振动信号和阀少弹簧振动信号，通过本文提出的方法分别对上述4种信号进行吸气阀故障特征提取，验证该方法的有效性。

3.1 自适应经验小波变换

选取往复压缩机二级盖侧气阀正常状态振动信号进行分析。原始信号如图3(a)所示。使用基于尺度空间的自适应频谱分隔对信号进行处理，得到的分隔边界如图3(b)所示，分隔得到5个模态，如图4所示。



(a) 原始信号



(b) 频谱支撑边界

图 3

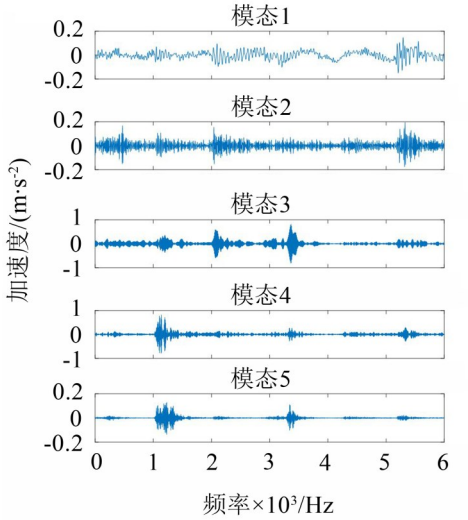


图 4 EWT得出的模态1－5(正常状态)

分别计算各个模态的峭度值，结果如表格1所示。选取冲击特性最明显，也就是峭度最大的模态进行后续分析。

表 1 各模态峭度

	模态1	模态2	模态3	模态4	模态5
峭度	3.984 8	5.831 1	14.419 3	30.384 8	9.180 4

3.2 状态自适应形态学滤波

使用前文所述的自适应构造结构元素的形态学滤波对模态进行处理。将信号分为200段并分别计算每一段信号能量绝对值的总和，结果如图6所示。

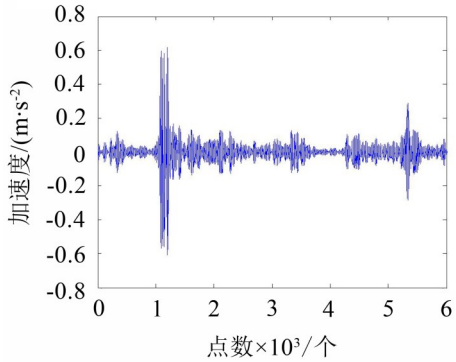


图 5 筛选出的模态

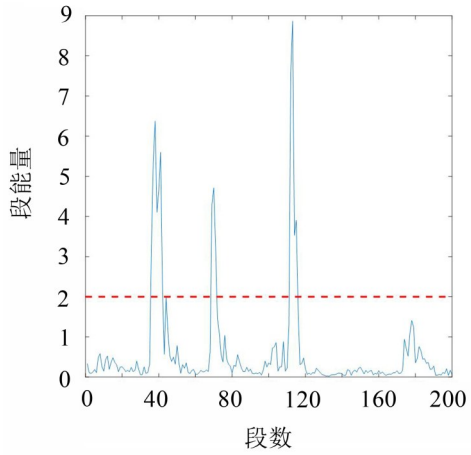


图 6 分段能量

从图中可以很明显地区分出，段能量高于虚线的为气阀振动状态信号，低于虚线的为气阀平稳状态的信号。根据各段信号所处的不同状态，气阀振动阶段选用扁平型结构元素，气阀平稳阶段选用三角形结构元素。结构元素的高度根据各段绝对值的平均值确定，然后使用开+闭均值滤波器依次进行形态学滤波，滤波后的模态如图7所示。

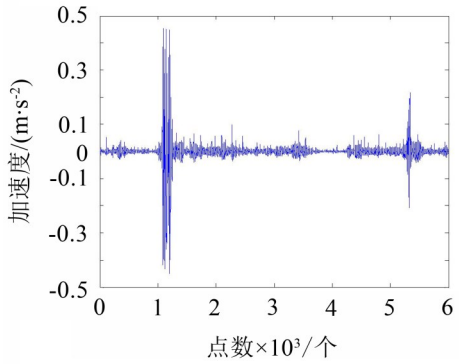


图7 滤波后的模态

3.3 多尺度模糊熵分析与故障识别

由多尺度模糊熵的定义可知，在计算过程中，需要给定嵌入维数m，模糊函数的梯度n，相似容限r以及尺度因子τ，这些参数的选取对结果产生很大影响。根据文献[9]选取嵌入维数$m=2$，模糊函数的梯度$n=2$，相似容限$r=0.25\,SD$，SD为原始序列标准差，尺度因子$\tau=20$。选定参数后对处理过的模态进行定量计算。

采用该方法分别对阀正常状态、阀有缺口、阀片断裂和阀少弹簧的往复压缩机振动信号进行计算，对比结果如图8所示。

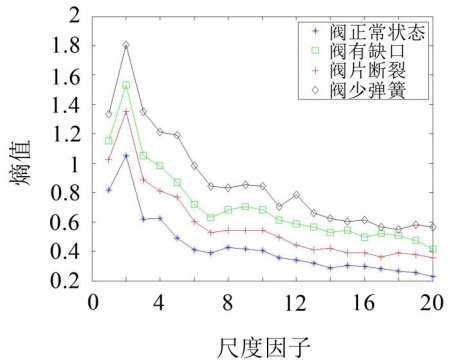


图8 4种状态多尺度模糊熵值对比图（状态滤波EWT）

该故障诊断方法可以将往复压缩机气阀的四种状态有效地区分开来。为了证明该方法的优越性，与LMD和原始EWT的故障诊断结果（如图9、图10所示）进行对比分析，EMD和原始EWT方法都不能将往复压缩机4种状态清晰得区分开来，因此可以证明本文提出方法的优越性。

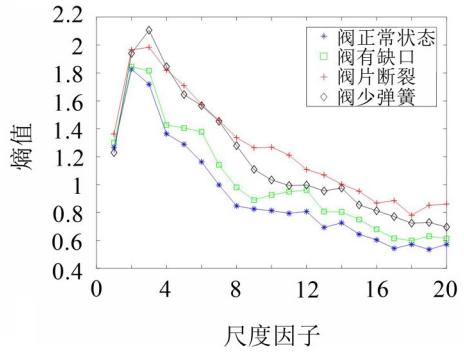


图9 4种状态多尺度模糊熵值对比图（LMD）

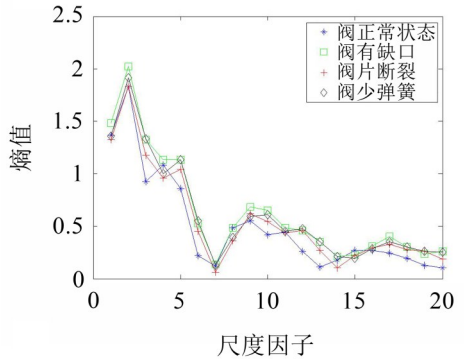


图10 4种状态多尺度模糊熵值对比图（原始EWT）

4 结 语

(1) 本文根据往复压缩机振动信号的特点，选择了基于尺度空间的经验小波变换来对信号进行模态划分，并根据峭度来优选模态；

(2) 在数学形态学滤波的基础上，提出了一种根据振动信号所处的运动状态，构造不同结构元素来进行形态学滤波的状态形态学滤波方法；

(3) 提出了一种将自适应经验小波变换和状态形态学滤波相结合的故障特征提取方法，并将其应用到实测的往复压缩机气阀故障诊断中，结果表明，该方法可以有效地对往复压缩机气阀的各类故障进行识别和诊断。同时，将该方法的诊断结果同原经验小波变换和EMD方法进行对比，表明了该方法的优越性。

参考文献：

[1] 王金东，代梅，杜永军，等. 基于EMD和信息熵的往复压缩机气阀故障特征提取[J]. **压缩机技术**，2013(4)：37-39.

[2] J GILLES. Empirical wavelet transform[J]. **IEEE Trans. Signal Process**, 2013, 61 (16): 3999-4010.

[3] 李春枝，何建荣，田光明. 数学形态滤波在振动信号分析中的应用研究[J]. **计算机工程与科学**，2008，30(9)：126-128.

（下转第214页）