第 38 卷第 2 期
2018 年 4 月

振动、测试与诊断

Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis

Vol. 38 No. 2
Apr. 2018

doi:10.16450/j.cnki.issn.1004-6801.2018.02.023

基于 PPCA-EWT 的滚动轴承轻微故障诊断*

胡爱军， 南 冰， 任永辉

(华北电力大学能源动力与机械工程学院 保定,071003)

摘要 针对经验小波变换(empirical wavelet transform, 简称 EWT)在强背景噪声下对轴承的轻微故障特征提取不足的问题,提出了概率主成分分析(probabilistic principal component analysis, 简称 PPCA)结合 EWT 的滚动轴承轻微故障诊断方法。首先,对信号做 PPCA 预处理,提取信号主要故障特征成分,去除强背景噪声干扰;然后,采用 EWT 方法分解轴承故障信号,按相关系数-峭度准则选出故障特征较为明显的分量,并将所选分量重构故障信号;最后,对信号采取包络分析,提取出轴承故障特征。仿真和实验结果表明,该方法能够有效地诊断出轴承故障且效果优于对信号进行 EWT 包络分析。

关键词 滚动轴承;经验小波变换;概率主成分分析;故障诊断

中图分类号 TH165.3;TN911.7

引 言

轴承故障信号通常具有非平稳和非线性的特点[1-2]。轴承的不同部位发生故障时会呈现出不同的特征频率,因此对轴承进行故障特征频率分析是实现故障诊断的基本手段。短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, 简称 STFT)、Wigner-Ville 分布、小波变换、经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)等是目前常用的时频分析方法,但都有各自的局限性。STFT 的时间与频率分辨率相互制约;Wigner-Ville 分布交叉干扰项严重;小波变换基函数和阈值的选择受到人为因素的影响,不具有自适应性;作为一种具有多分辨率、自适应性的信号处理方法,EMD 已经被证明可以有效地处理非平稳、非线性的信号,然而 EMD 方法仍然具有模态混叠、过包络、欠包络和端点效应等缺点[3-4]。Gilles[5] 在 2013 年提出了经验小波变换(empirical wavelet transform, 简称 EWT),其原理是自适应分割信号的频谱,并利用小波滤波器对分割后的频谱滤波,最终获得一组单分量信号。该方法计算量小,与 EMD 方法相比,可以有效地减弱模态混叠现象,端点效应也能得到一定程度的抑制[6-7]。但是对于轴承轻微故障,由于背景噪声容易淹没轻微的冲击成分,导致信号的信噪比较低,EWT 提取效果欠佳,因此选择一种有效的降噪方法来抑制强背景噪声,增强故障特征十分必要。概率主成分分析(probabilistic principal component analysis, 简称 PPCA),通过先将原始数据投影到其他的坐标空间,后投影的方式来提取信号的主特征分量。PPCA 的本质是将方差最大的方向作为主要特征,并且在各个正交方向上将数据“离相关”,也就是让它们在不同正交方向上没有相关性。因此 PPCA 不仅可以去除噪声,还能增强对原始信号特征信息的保留,现已应用于特征提取与模态识别等领域。陆超等[8] 用 PPCA 方法监测回转支承的健康状态,取得了较为理想的效果。Xiang 等[9] 结合 PPCA 与快速峭度图,较好地诊断出了轴承故障。

针对轴承轻微故障特征难以提取的问题,提出了 PPCA-EWT 相结合的方法。

1 基本理论

1.1 EWT 基本原理

在 EWT 方法中,规定[0,π]为规范化的信号频谱的频率取值范围。假定信号由 N 个单分量成分构成,将[0,π]的频谱分割成 N 个连续的区间,那么就需要确定 $N+1$ 条边界线,其中 0 和 π 分别为第一条和最后一条边界线,另外需要再确定 $N-1$ 条

* 国家自然科学基金资助项目(51475164,51675178)
收稿日期:2016-05-26;修回日期:2016-08-15

边界线。过 ω_n 作相邻 2 个区间的分界线，每一段可表示为 $\Lambda_n=[\omega_{n-1},\omega_n]$，$n=1,2,\cdots,N(\omega_0=0,\omega_N=\pi)$，其中，$\omega_n$ 为 2 个连续的极大值的中点，由此可知 $\bigcup_{n=1}^{N}\Lambda_n=[0,\pi]$。

确定割区间 Λ_n 后，对其加小波窗，按照 Meyer 小波的构造方法，可得经验尺度函数如式(1)所示，式(2)为经验小波函数。

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

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

其中：$\gamma<\min_n\left[\dfrac{\omega_{n+1}-\omega_n}{\omega_{n+1}+\omega_n}\right]$；$\beta(x)=x^4(35-84x+70x^2-20x^3)$。

按照经典小波变换的构造方法构造经验小波变换，经验小波函数与原信号内积可得细节系数如式(3)所示，尺度函数与信号内积可得近似系数如式(4)所示

$$w_f^{\varepsilon}(n,t)=[f,\psi_n]=\int f(\tau)\overline{\psi(\tau-t)}\mathrm{d}\tau=(\hat{f}(\omega)\overline{\hat{\psi}_n(\omega)})\tag{3}$$

$$w_f^{\varepsilon}(0,t)=[f,\varphi_1]=\int f(\tau)\overline{\varphi_1(\tau-t)}\mathrm{d}\tau=(\hat{f}(\omega)\overline{\hat{\varphi}_1(\omega)})\tag{4}$$

信号重构的结果如式(5)所示

$$f(t)=w_f^{\varepsilon}(0,t)*\varphi_1(t)+\sum_{n=1}^{N}w_f^{\varepsilon}(n,t)*\psi_n(t)=(\widehat{w_f^{\varepsilon}}(0,\omega)\hat{\varphi}_1(\omega)+\sum_{n=1}^{N}\widehat{w_f^{\varepsilon}}(n,\omega)\hat{\varphi}_n(\omega))\tag{5}$$

经验模态函数 f_k 定义如下

$$f_0(t)=w_f^{\varepsilon}(0,t)\varphi_1(t)\tag{6}$$

$$f_k(t)=w_f^{\varepsilon}(k,t)\psi_k(t)\tag{7}$$

1.2 PPCA 基本原理和方法

PPCA 作为一种信号分析方法，首先建立一个恰当的概率模型，然后基于这个模型重新生成一个新的样本数据，最后信号主成分可以通过正交投影的方法获得。PPCA 通过将方差最大的方向作为主要特征，并且在各个正交方向上将数据“离相关”。因此 PPCA 不仅可以去除噪声，还能增强对原始信号特征信息的保留。

PPCA 模型首先假设 n 维观测变量数据 X 满足如下模型关系[10-11]

$$X=\boldsymbol{P}\cdot u+E\tag{8}$$

其中：$X=\{x_1,x_2\cdots,x_m\}\in\mathbf{R}^{n\times m}$ 为观测变量；$\boldsymbol{P}=\{p_1,p_2\cdots,p_k\}\in\mathbf{R}^{n\times k}$ 为其参数矩阵；$u=\{u_1,u_2\cdots,u_m\}\in\mathbf{R}^{k\times m}$ 为隐变量；E 为高斯噪声，且 $u\sim N(0,\boldsymbol{I})$，$E\sim N(0,\sigma^2\boldsymbol{I})$（$\boldsymbol{I}$ 为单位矩阵）。

由式(8)得，X 服从以下高斯分布

$$X\sim(0,\boldsymbol{PP}^{\mathrm{T}}+\sigma^2\boldsymbol{I})\tag{9}$$

u 的先验分布为

$$\boldsymbol{p}(u)=(2\pi)^{-k/2}e^{(-\frac{1}{2\sigma^2}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X})}\tag{10}$$

观测数据 X 在隐变量 u 条件下的先验概率分布如下

$$\boldsymbol{p}(X|u)=(2\pi)^{-n/2}e^{(-\frac{1}{2\sigma^2}\|X-P\cdot u\|^2)}\tag{11}$$

根据式(10)和(11)可得观测数据 X 的概率分布为

$$\boldsymbol{p}(X)=\int p(X|u)p(u)\mathrm{d}x=(2\pi)^{-n/2}\cdot|\boldsymbol{C}|^{-1/2}e^{(-\frac{1}{2}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}C^{-1}\boldsymbol{X})}\tag{12}$$

其中：$\boldsymbol{C}=\boldsymbol{PP}^{\mathrm{T}}+\sigma^2\boldsymbol{I}$ 是两个参数 $\boldsymbol{P}$ 与 σ^2 共同确定的协方差矩阵。

按照 EM 算法估计上述模型的 $\boldsymbol{P}$ 和 σ^2，迭代公式如下

$$\boldsymbol{P}=\boldsymbol{SP}(\sigma^2\boldsymbol{I}+\boldsymbol{M}^{-1}\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{SP})^{-1}\tag{13}$$

$$\sigma^2=\frac{1}{n}\mathrm{tr}(\boldsymbol{S}-\boldsymbol{SPM}^{-1}\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}})\tag{14}$$

其中：$\boldsymbol{S}$ 为观测数据的协方差矩阵；$\boldsymbol{M}=\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}+\sigma^2\boldsymbol{I}$。

通过多次迭代计算出两个参数 $\boldsymbol{P}$ 与 σ^2，$\boldsymbol{P}$ 与 σ^2 获得后就可建立 PPCA 模型得到各主成分数据，通常规定各主成分的累积方差贡献率不低于 85%。

针对 EWT 在强背景噪声环境下对轴承的轻微信号特征提取能力不足的问题，提出基于 PPCA-EWT 的滚动轴承轻微故障诊断方法，其实现过程如图(1)所示。首先，对信号做 PPCA 预处理，提取信号主要故障特征成分，去除强背景噪声干扰；其次，采用 EWT 方法分解轴承故障信号，按相关系数-峭度准则选出故障特征较为明显的分量，并将所选分量重构故障信号。信号中冲击成分的比重影响

着峭度指标的大小，信号所包含的冲击成分越多，峭度值越大，因此将信号的峭度指标作为选择分量的第一准则[12]；各分量与原信号之间的关联程度影响着相关系数指标的大小，通常认为，分量与原信号的相关性越大，相关系数越大，因此将信号的相关系数指标作为选择分量的另一准则。最后对信号采取包络分析，提取出轴承故障特征。

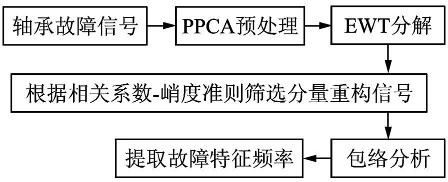

图 1　故障特征提取流程图

Fig. 1　Flow chart of extracting fault feature

2　仿真及实测信号分析

2.1　仿真信号分析

采用文献[13]中的滚动轴承内圈故障模型进行分析，数学模型如式(15)所示

$$\begin{cases} x(t)=s(t)+n(t)=\sum_i A_i h(t-iT-\tau_i)+n(t) \\ A_i=A_0\cos(2\pi f_r t+\varphi_A)+C_A \\ h(t)=\exp(-Bt)\cos(2\pi f_n t+\varphi_\omega) \end{cases} \tag{15}$$

其中：τ_i 为第 i 次冲击相对于平均周期 T 的微小波动；A_i 为以 $1/f_r$ 为周期的幅值调制；$h(t)$ 为指数衰减脉冲；B 为系统的衰减系数；$A_0=2$，$C_A=0$；$f_r=20$ Hz 为轴承所在工作轴的转频；$f_i=130$ Hz 为内圈故障通过频率；$f_n=3$ kHz 为系统固有频率；$n(t)$ 为信噪比－12 dB 的高斯白噪声。

设置采样频率为 $f_s=8\,192$ Hz，取8 192点数据分析。

图 2 为内圈故障仿真信号的时域波形，图 3 为直接对加噪轴承内圈故障仿真信号做包络谱的分析结果。由图 3 看出，包络谱中没有较为明显的谱峰峰值，无法准确提取出转频与轴承内圈故障频率。采取 EWT 分解故障信号结果如图 4 所示，共 6 个分量。表 1 为各分量的相关系数与峭度值，选择相关系数较大的 6 分量和峭度值较大的 1 分量重构信号。

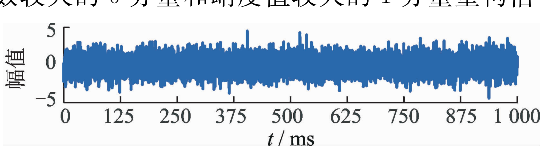

图 2　内圈故障仿真信号时域波形

Fig. 2　Time domain waveform of inner ring fault simulation signal

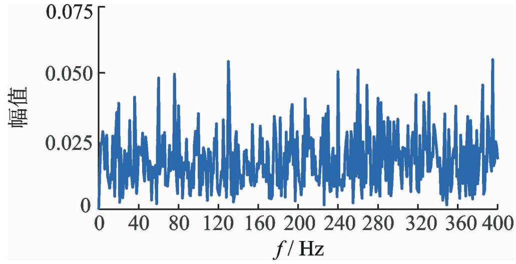

图 3　内圈故障仿真信号包络谱

Fig. 3　The envelope spectrum of the inner ring fault simulation signal

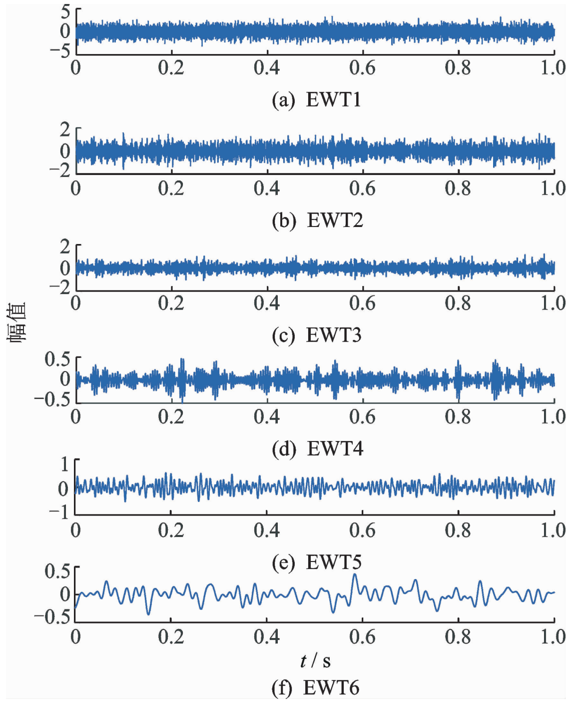

图 4　内圈故障仿真信号 EWT 结果

Fig. 4　EWT result of inner ring fault simulation signal

表 1　仿真信号 EWT 分解各分量相关系数与峭度值

Tab. 1　The correlation coefficient and kurtosis value of each component of simulation signal using EWT

分量	1	2	3	4	5	6
相关系数	0.11	0.18	0.15	0.32	0.45	0.83
峭度值	3.68	2.73	3.34	3.03	2.98	3.05

图 5、图 6 为重构信号时域波形和包络谱图，由图 5 可见，重构后信号的冲击特征并不明显。图 7 包络谱虽然可以提取到轴承转频(20 Hz)和轴承内圈故障频率(130 Hz)，但其谱线的峰值并不明显，且无法提取到其调制边带和倍频成分。由此说明 EWT 在强背景噪声下对轴承的轻微故障特征提取不足。

采用 PPCA-EWT 方法对故障信号进行分析。对故障信号进行概率主成分分析结果如图 7 所示，

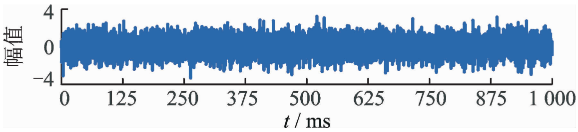

图 5 EWT 分量重构仿真信号时域波形

Fig. 5 Time domain waveform of the simulation signal reconstructed by the component of EWT

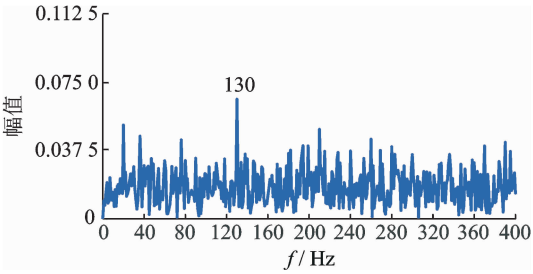

图 6 EWT 分量重构仿真信号包络谱

Fig. 6 The envelope spectrum of the simulation signal reconstructed by the component of EWT

对 PPCA 处理后的信号进行 EWT 分解后得到的 6 个分量如图 8 所示。

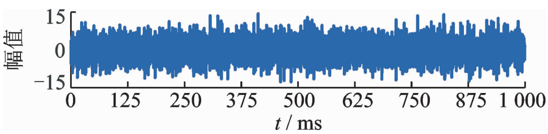

图 7 PPCA 处理后仿真信号时域波形

Fig. 7 Time domain waveform of the simulation signal using PPCA

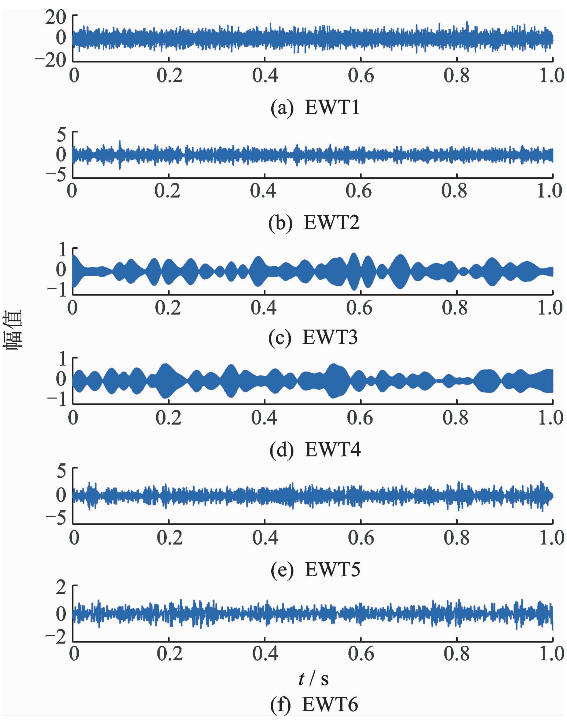

图 8 仿真信号 PPCA-EWT 结果

Fig. 8 PPCA-EWT result of simulation signal

表 2 为各分量的相关系数与峭度值，选择相关系数较大的 6 分量和峭度值较大的 2 分量重构信号的时域波形如图 9 所示。采用 PPCA-EWT 方法所得包络谱见图 10，从图 10 中可以看出，该方法准确地提取到了轴的转频(20 Hz)、内圈故障频率及其他倍频成分(130，260，390 Hz)以及以故障频率为中心的边频带(110，240，280 Hz)，有效地抑制了背景噪声的干扰。

表 2 各分量相关系数与峭度值

Tab. 2 The correlation coefficient and kurtosis value of each component

分量	1	2	3	4	5	6
相关系数	0.09	0.19	0.08	0.08	0.19	0.95
峭度值	2.97	3.12	2.73	3.01	3.04	3.12

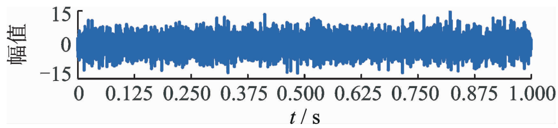

图 9 各分量重构仿真信号时域波形

Fig. 9 Time domain waveform of the simulation signal reconstructed by each component

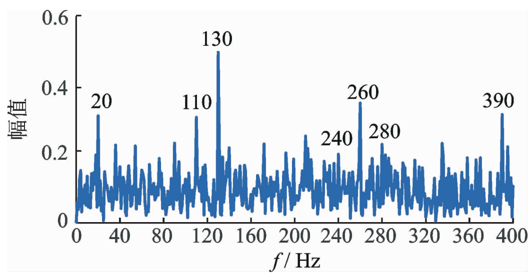

图 10 仿真信号 PPCA-EWT 包络谱

Fig. 10 The envelope spectrum of the simulation signal by PPCA-EWT

2.2 实测信号分析

为了进一步验证该方法对轴承轻微故障诊断的有效性，采用美国 Case Western Reserve 大学的滚动轴承实验数据，轴承型号 JEMSKF6023-2RS[14]。故障源是滚动体表面通过电火花加工的直径分别为 0.177 8，0.355 6，0.533 4 mm 的凹坑。选用最轻微的 0.177 8 mm 故障数据进行分析，采样频率为 12 kHz，轴的转速为 1 772 r/min。轴承参数如表 3 所示，表 4 为轴承各个故障特征频率。

表 3 滚动轴承参数

Tab. 3 Parameters of rolling bearing

内径/mm	外径/mm	滚珠直径/mm	节圆直径/mm	滚动体数	接触角/(°)
17	40	6.7	28.5	8	0

表 4　滚动轴承故障特征频率

Tab. 4　Fault feature frequency of rolling bearing

故障种类	外圈	内圈	滚动体	保持架
故障特征频率/Hz	90	149	118	11

取8 192点数据进行分析,图 11 为轴承故障信号的时域波形,直接对轴承信号做包络分析,结果如图 12 所示。包络谱中仅能提取到轴承转频29.3 Hz以及接近转频二倍频频率成分 59.3 Hz,无法找到与滚动体故障特征频率 118 Hz 相对应的值,因此对于轻微故障,包络分析效果欠佳。对信号 EWT 分解得到 6 个分量,计算各分量的相关系数与峭度值,按相关系数-峭度准选择符合条件的分量重构信号。篇幅所限,仅给出重构后信号时域波形(图 13)以及重构信号的包络谱(图 14)。

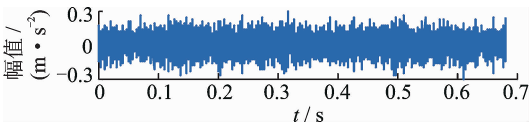

图 11　轴承故障信号时域波形

Fig. 11　Time domain waveform of bearing fault signal

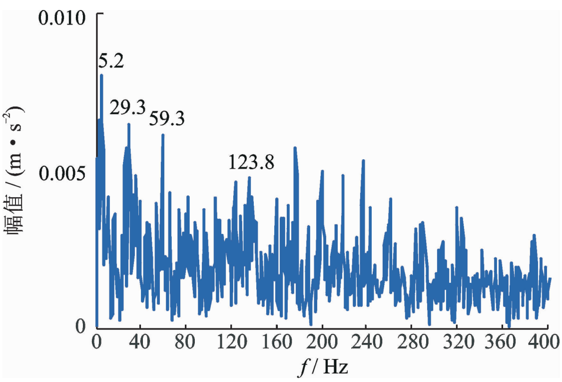

图 12　轴承故障信号包络谱

Fig. 12　The envelope spectrum of the bearing fault signal

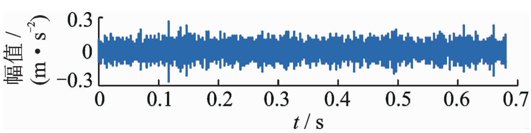

图 13　EWT 各分量重构信号时域波形

Fig. 13　Time domain waveform of the signal reconstructed by the component of EWT

从图 14 可以看出,包络谱中仅能找到 135.5 Hz 频率成分,不能与轴承转频和滚动体故障频率相对应,因此不能够提取出轴承转频与滚动体故障特征频率信息。由此说明,EWT 对淹没在强背景噪声下的轻微故障特征提取能力不足。采用 PPCA-EWT 方法对故障信号进行分析。对故障信号进行 PPCA 处理结果如图 15 所示,然后作 EWT 分解,计算出各分量的相关系数与峭度值,按相关系数-峭度准则选择符合条件的分量重构信号。重构信号时域波形如图 16 所示,所得包络谱见图 17。

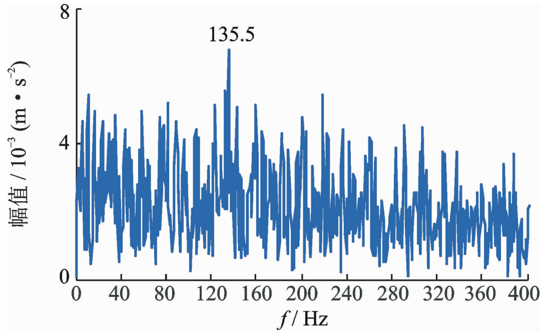

图 14　EWT 分量重构信号包络谱

Fig. 14　The envelope spectrum of the signal reconstructed by the component of EWT

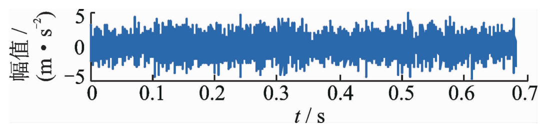

图 15　PPCA 处理后信号时域波形

Fig. 15　Time domain waveform of the signal using PPCA

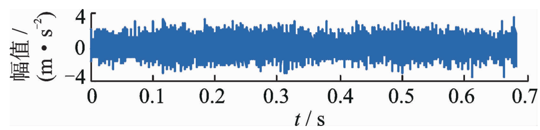

图 16　各分量重构信号时域波形

Fig. 16　Time domain waveform of the signal reconstructed by each component

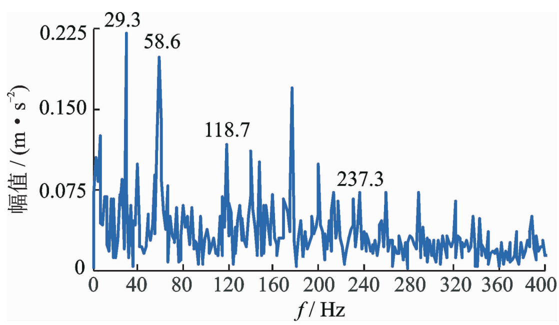

图 17　PPCA-EWT 所得信号包络谱

Fig. 17　The envelope spectrum of the signal by PPCA-EWT

由图 17 可见,包络谱中可以找到较为清楚的 29.3,58.6,118.7,237.3 Hz频率成分。其中 29.3,58.6 Hz 分别对应轴承转频及倍频,118.7,237.3 Hz 与滚动体故障特征频率、二倍频成分非常接近,说明轴承的滚动体存在故障。相比较图 12、图 14,PPCA-EWT 方法能有效抑制信号中的强背景噪声,实现对轴承轻微故障特征的提取。

3 结束语

EWT 通过自适应的分割信号的频谱,并利用小波滤波器对分割后的频谱滤波,最终获得一组单分量信号,有效地减弱了模态混叠效应,且端点效应也得到一定的抑制,能够较好地提取故障特征频率,但是对于强背景噪声下的轴承轻微故障提取不足。对信号做 PPCA 处理不仅能够去除噪声,还能增强对原始信号特征信息的保留。基于此,采用 PPCA-EWT 方法来提取轴承轻微故障特征,将两种方法相结合,通过仿真和对国外文献实验数据的分析验证了所提出 PPCA-EWT 方法的有效性。

参 考 文 献

[1] 赵志宏,杨绍普. 基于小波包变换与样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2012,32(4):640-644.
Zhao Zhihong, Yang Shaopu. Roller bearing fault diagnosis based on wavelet packet transform and sample entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4):640-644. (in Chinese)

[2] 胡爱军,孙敬敬,向玲. 经验模态分解中的模态混叠问题[J]. 振动、测试与诊断,2011,31(4):429-434.
Hu Aijun, Sun Jingjing, Xiang Ling. Mode mixing in empirical mode decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(4):429-434. (in Chinese)

[3] 王学敏,黄方林. EMD 端点效应抑制的一种实用方法[J]. 振动、测试与诊断,2012,32(3):493-497.
Wang Xuemin, Huang Fanglin. Practical method to restrain the end effect of EMD[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(3):493-497. (in Chinese)

[4] 裘焱,吴亚锋,杨永峰,等. Volterra 模型预测在 EMD 端点延拓中的应用[J]. 振动、测试与诊断,2010,30(1):70-74.
Qiu Yan, Wu Yafeng, Yang Yongfeng, et al. Application of Volterra model prediction to end extension of empirical mode decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(1):70-74. (in Chinese)

[5] Gilles J. Empirical Wavelet Transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16):3999-4010.

[6] 向玲,李媛媛. 经验小波变换在旋转机械故障诊断中的应用[J]. 动力工程学报,2015,35(12):975-981.
Xiang Ling, Li Yuanyuan. Application of empirical wavelet transform in fault diagnosis of rotary mechanisms[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering,2015,35(12):975-981. (in Chinese)

[7] 李志农,朱明,褚福磊,等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报,2014,35(11):2423-2432.
Li Zhinong, Zhu Ming, Chu Fulei, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014,35(11):2423-2432. (in Chinese)

[8] 陆超,陈捷,洪荣晶. 采用概率主成分分析的回转支承寿命状态识别[J]. 西安交通大学学报,2015,49(10):90-96.
Lu Chao, Chen Jie, Hong Rongjing. Recognition of life state for slewing bearings using probabilistic component analysis[J]. Journal of Xi′an Jiaotong University, 2015, 49(10):90-96. (in Chinese)

[9] Xiang Jiawei, Zhong Yongteng, Gao Haifeng. Rolling element bearing fault detection using PPCA and spectral kurtosis[J]. Measurement, 2015, 75:180-191.

[10] Bellas A, Bouveyron C, Cottrell M, et al. Model-based clustering of high-dimensional data streams with online mixture of probabilistic PCA[J]. Advances in Data Analysis & Classification, 2013, 7(3):281-300.

[11] Zuccolotto P. Principal component analysis with interval imputed missing values[J]. Asta Advances in Statistical Analysis, 2012, 96(1):1-23.

[12] 林旭泽,王新军,蔡艳平,等. 基于 AEEMD 和峭度-相关系数联合准则的轴承故障诊断[J]. 轴承,2015(8):55-58.
Lin Xuze, Wang Xinjun, Cai Yanping, et al. Fault diagnosis for bearings based on AEEMD and kurtosis-correlation coefficients joint criterion[J]. Bearing, 2015(8):55-58. (in Chinese)

[13] 王宏超,陈进,董广明. 基于最小熵解卷积与稀疏分解的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 机械工程学报,2013,49(1):88-94.
Wang Hongchao, Chen Jin, Dong Guangming. Fault diagnosis method for rolling bearing′s weak fault based on minimum entropy deconvolution and sparse decomposition[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1):88-94. (in Chinese)

[14] 唐贵基,王晓龙. 最大相关峭度解卷积结合 1.5 维谱的滚动轴承早期故障特征提取方法[J]. 振动与冲击,2015,34(12):79-84.
Tang Guiji, Wang Xiaolong. Feature extraction for rolling bearing incipient fault based on maximum correlated kurtosis deconvolution and 1.5 dimension spectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015,34(12):79-84. (in Chinese)

第一作者简介:胡爱军,男,1971 年 1 月出生,博士,副教授。主要研究方向为机械设备状态监测与故障诊断。曾发表《基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法》(《中国电机工程学报》2012 年第 32 卷第 11 期)等论文。
E-mail: bdlaohu@126.com