经验小波变换-同步提取及其在滚动轴承故障诊断中的应用

李志农[1,2]，刘跃凡[1]，胡志峰[1]，温　聪[1]，王成军[2]

（1.南昌航空大学无损检测技术教育部重点实验室，江西 南昌 330063；2.安徽理工大学矿山智能装备与技术安徽省重点实验室，安徽 淮南 232001）

摘要：为了准确诊断轴承故障并探究故障信号的时变特性，提出了一种基于同步提取变换（Synchroextracting Transform，SET）和经验小波变换（Empirical Wavelet Transform，EWT）的轴承故障诊断方法。对故障信号进行经验小波变换分解，把分解得到的若干个经验模态进行同步提取变换，将所有模态的SET结果叠加即可得到EWT-SET的时频结果。仿真表明，提出的方法比传统的SET方法有优势，能够有效解决传统SET方法在处理瞬时频率较近的模态信号时易出现瞬时频率特征模糊的问题。把所提出的方法应用到不同损伤程度的轴承故障诊断中，实验验证了提出的方法能有效地诊断出轴承故障与损伤程度，能清晰地表示故障信号的时变特征。

关键词：故障诊断；滚动轴承；同步提取变换；经验小波变换

中图分类号：TH165^{+}.3；TH133.33　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1004-4523(2021)06-1284-09

DOI：10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2021.06.021

引　言

轴承是机械设备中起承载作用的关键零部件，对轴承进行及时准确的故障诊断在机械设备的安全使用过程中至关重要[1]，目前针对轴承的故障诊断取得了一定的进展，文献[2-3]是基于滚动轴承的微弱特征提取研究；潘海洋等[4]提出了基于拉普拉斯特征映射流形学习算法和改进多变量预测模型，实现了滚动轴承的特征提取和故障识别全过程；文献[5-9]是针对变工况下的滚动轴承故障诊断方法的研究；文献[10-13]开发了针对滚动轴承的故障诊断系统；文献[14-16]针对不同滚动轴承的故障类型进行了故障智能识别研究。然而，在复杂工况下，从轴承的故障信号中提取准确的故障频率及时变特征仍是一个一直在探讨的问题。文献[17]采用了经验小波变换（EWT）对轴承故障信号进行分解，对提取得到的模态进行Hilbert变换，得到Hilbert谱，该方法能够表征故障信号的时频特性，但是Hilbert变换会将两信号的频率差作为所求解的信号的频率特征，因此得到的瞬时频率和瞬时幅值会与实际信号有所偏差。文献[18]采用谱峭度和同步提取变换方法应用到变转速的轴承故障诊断中，为变转速轴承故障诊断提供了新思路，但是当信号的瞬时频率差过小时，传统的同步提取变换方法[19]处理故障信号时易发生混叠，为解决上述问题，本文提出了一种基于同步提取变换（SET）和经验小波变换（EWT）[20]的滚动轴承故障诊断方法，为了叙述方便，将该方法称为EWT-SET方法，该方法结合了SET和EWT优点，即高时频聚集性与信号的有效分解。进行了仿真和实验验证，同时与传统的SET诊断方法进行了对比研究，仿真结果验证了提出的EWT-SET的时频结果相比传统的SET有更清晰的瞬时频率轨迹与更高的频率分辨率，实验验证表明，该方法能够有效地提取故障轴承的故障频率，同时也能清晰地表示故障信号的时变特性，可以有效用于分析滚动轴承的损伤程度。

1　经验小波变换-同步提取变换故障诊断方法

1.1　同步提取变换

同步提取变换（SET）[19]是短时傅里叶变换

收稿日期：2020-05-10；**修订日期：**2020-08-09

基金项目：国家自然科学基金资助项目（52075236，51675258）；江西省自然科学基金重点项目（20212ACB202005）；矿山智能装备与技术安徽省重点实验室开放基金（201901001）

(STFT)的后处理过程,因此SET的理论推导先从STFT开始,STFT定义式如下

$$G(t,\omega)=\int_{-\infty}^{+\infty}g(u-t)\cdot s(u)\cdot e^{-j\omega u}du \tag{1}$$

式中　$s(u)$为待分析的信号,$g(u)$为可移动的窗函数。将一维的时间信号变换到了二维的时间和频率域中,令$g_\omega(u)=g(u-t)\cdot e^{j\omega u}$,根据帕斯瓦尔定理对式(1)进行变换,得到

$$\begin{aligned}G(t,\omega)=&\int_{-\infty}^{+\infty}s(u)\cdot(g_\omega(u))^*du=\\&\frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}S(\xi)\cdot[e^{j(\omega-\xi)t}\cdot G_\omega(\omega-\xi)]^*d\xi=\\&e^{-j\omega t}\cdot\frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}S(\xi)\cdot G_h(\omega-\xi)\cdot e^{-j\xi t}d\xi\end{aligned} \tag{2}$$

式中　$S(\xi)$与$g_w^*(u)$分别为$s(u)$与$g_\omega(u)$的傅里叶变换,上标*表示取复共轭,$G_h(\omega-\xi)$为窗函数的傅里叶变换。为了表达方便,对STFT的时频结果$G(t,\omega)$添加相移$e^{j\omega t}$,由于观察到的时频谱均为幅值谱,因此增加相移不会影响结果,令

$$\begin{aligned}G_e(t,\omega)=&\frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}S(\xi)\cdot G_h(\omega-\xi)\cdot e^{-j\xi t}d\xi=\\&\int_{-\infty}^{+\infty}g(u-t)\cdot s(u)\cdot e^{-j\omega(u-t)}du\end{aligned} \tag{3}$$

取一个单分量信号$s_h(t)=A\cdot e^{-j\omega_0 t}$,它的傅里叶变换为$S_h(\xi)=2\pi A\cdot\delta(\omega-\omega_0)$,$A$表示振幅,$\omega_0$表示频率,将信号$s_h(t)$的傅里叶变换代入式(3)得到单分量信号的STFT表达

$$G_e(t,\omega)=A\cdot G_h(\omega-\omega_0)\cdot e^{j\omega_0 t} \tag{4}$$

计算式(4)中$G_e(t,\omega)$对时间的导数能够得到STFT的瞬时频率轨迹$\omega_0(t,\omega)$为

$$\omega_0(t,\omega)=-j\cdot\frac{\partial_t G_e(t,\omega)}{G_e(t,\omega)} \tag{5}$$

若$G_e(t,\omega)$不为零,式(5)对任何的(t,ω)都成立,STFT的瞬时频率的系数应该总是等于ω_0,并且瞬时频率轨迹$\omega_0(t,\omega)$在时频域中的表示为,在任意时间t下,频率范围$[\omega_0-\Delta,\omega_0+\Delta]$内的数值恒为$\omega_0$($\Delta$表示窗函数的频宽),因此STFT受窗函数频宽的限制难以精确表示瞬时频率轨迹。式(4)中,根据海森堡测不准原理,为得到最佳的时间与频率分辨率,选取窗函数为高斯窗,因此$G_h(\omega)$是紧凑的,由于$\left|e^{j\omega_0 t}\right|=1$,所以$\left|G_e(t,\omega)\right|$在$\omega=\omega_0$时取得最大值,并且能量最高,SET的目的便是提取$\omega_0(t,\omega)$中$\omega=\omega_0$时的瞬时频率轨迹,以及时频系数$\left|G_e(t,\omega_0)\right|$,从而使STFT的时频表达逼近理想时频分析。设SET的时频表达为$Te(t,\omega)$,定义如下

$$Te(t,\omega)=G_e(t,\omega)\cdot\delta(\omega-\omega_0(t,\omega)) \tag{6}$$

表明,$Te(t,\omega)$只保留STFT瞬时频率轨迹$\omega_0(t,\omega)$范围内,即$[\omega_0-\Delta,\omega_0+\Delta]$范围内中$\omega=\omega_0$时的时频系数,其余的时频系数被移除,因此相比STFT会有更高的能量聚集度和频率分辨率。称$\delta(\omega-\omega_0(t,\omega))$为同步提取算子(Synchroextracting Operator,SEO)。为了更准确地表示SEO,求$G_e(t,\omega)$对t的导数

$$\partial_t G_e(t,\omega)=-G_e^{g'}(t,\omega)+j\omega\cdot G_e(t,\omega) \tag{7}$$

将式(7)代入式(5)得到

$$\omega_0(t,\omega)=j\cdot\frac{G_e^{g'}(t,\omega)}{G_e(t,\omega)}+\omega \tag{8}$$

$G_e^{g'}(t,\omega)$表示窗函数,为原窗函数倒数的STFT表达,于是SEO可以写为

$$SEO(t,\omega)=\begin{cases}1, & -j\cdot\dfrac{G_e^{g'}(t,\omega)}{G_e(t,\omega)}=0\\0, & -j\cdot\dfrac{G_e^{g'}(t,\omega)}{G_e(t,\omega)}\neq 0\end{cases} \tag{9}$$

将$s_h(t)$写为调幅-调频(AM-FM)形式,$s_h(t)=A(t)\cdot e^{j\varphi(t)}$,$\varphi(t)$表示相位,$\varphi'(t)$为频率,由式(6)和(9)可以得到$s_h(t)$的SET表达式

$$Te(t,\varphi'(t))=A(t)\cdot G_h(0)\cdot e^{j\varphi(t)} \tag{10}$$

因此,信号$s_h(t)$可由下式重构

$$s_h(t)=Te(t,\varphi'(t))/G_h(0) \tag{11}$$

以上是SET处理单分量信号的过程,若对于多分量信号$s(t)=\sum_{k=1}^{n}A_k(t)\cdot e^{j\varphi_k(t)}$,$\varphi_k(t)$表示各分量信号的相位,$\varphi_k'(t)$表示频率,SET的频率分辨率由于受到窗函数频宽$\Delta$的限制,任意两个分量必须满足$\left|\varphi_a'(t)-\varphi_b'(t)\right|>2\Delta$, $a,b=[1,2,\cdots,n]$,即不同分量的瞬时频率必须有一定的间隔SET才能有较好的结果,否则就会产生频率混叠,时频图上看不到完整的瞬时频率信息,而故障信号通常都是复杂的非平稳信号,如果直接对故障信号进行SET,时频图上关键的故障信息很有可能会被其他相邻较近的频率成分所覆盖,从而造成误判以及不可预知的后果,因此,本文提出结合EWT对SET进行改进。

1.2　经验小波变换

在经验小波变换(EWT)中,首先要对信号频谱进行自适应的分割,将傅里叶谱$[0,\pi]$分割成N个连续的部分,设ω_n表示相邻两个部分的边界,定义$\omega_0=0$,$\omega_N=\pi$,其余$N-1$个边界可以选择为傅里叶谱相邻局部各极大值的中点。每个部分表示为

$\Lambda_n=[\omega_{n-1},\omega_n]$，且 $\bigcup_{n=1}^{N}\Lambda_n=[0,\pi]$，以每个 ω_n 为中心，定义带宽 $T_n=2\tau_n$ 的滤波器过渡带，经验尺度函数和经验小波函数定义如下：

$$\hat{\varphi}(\omega)=\begin{cases}1, & \text{if } |\omega|\leqslant(1-\gamma)\omega_n\\ \cos\left\{\dfrac{\pi}{2}\beta\left\{\dfrac{1}{2\gamma\omega_n}\left[|\omega|-(1-\gamma)\omega_n\right]\right\}\right\}, & \\ \quad \text{if}(1-\gamma)\omega_n\leqslant|\omega|\leqslant(1+\gamma)\omega_n & \\ 0, & \text{otherwise}\end{cases}\tag{12}$$

$$\hat{\psi}_n(\omega)=\begin{cases}1, & \text{if}(1+\gamma)\omega_n\leqslant|\omega|\leqslant(1-\gamma)\omega_{n+1}\\ \cos\left\{\dfrac{\pi}{2}\beta\left\{\dfrac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}\left[|\omega|-(1-\gamma)\omega_{n+1}\right]\right\}\right\}, & \\ \quad \text{if}(1-\gamma)\omega_{n+1}\leqslant|\omega|\leqslant(1+\gamma)\omega_{n+1} & \\ \sin\left\{\dfrac{\pi}{2}\beta\left\{\dfrac{1}{2\gamma\omega_n}\left[|\omega|-(1-\gamma)\omega_n\right]\right\}\right\}, & \\ \quad \text{if}(1-\gamma)\omega_n\leqslant|\omega|\leqslant(1+\gamma)\omega_n & \\ 0, & \text{otherwise}\end{cases}\tag{13}$$

式中 $\tau_n=\gamma\omega_n$，$\gamma<\min_n\left(\dfrac{\omega_{n+1}-\omega_n}{\omega_{n+1}+\omega_n}\right)$，$\beta(x)=x^4(35-84x+70x^2-20x^3)$。

式(12)和(13)实际上提供了低通滤波器和一系列带通滤波器，对原信号进行滤波后能得到各个信号分量。设待分解信号为 $f(t)$，可以用类似经典的小波变换方式来定义经验小波变换 $W_f^{\varepsilon}(n,t)$，细节系数 $W_f^{\varepsilon}(n,t)$ 可由信号与经验小波函数的卷积得到，逼近系数 $W_f^{\varepsilon}(0,t)$ 可由信号与尺度函数的卷积得到

$$W_f^{\varepsilon}(n,t)=\langle f,\psi_n\rangle=\int f(\tau)\cdot\overline{\psi_n(\tau-t)}\mathrm{d}\tau=F^{-1}(f(\omega)\cdot\hat{\psi}_n(\omega))\tag{14}$$

$$W_f^{\varepsilon}(0,t)=\langle f,\varphi_1\rangle=\int f(\tau)\cdot\overline{\varphi_1(\tau-t)}\mathrm{d}\tau=F^{-1}(f(\omega)\cdot\hat{\varphi}_1(\omega))\tag{15}$$

$F^{-1}(\cdot)$ 表示傅里叶反变换，$\hat{\varphi}_1(\omega)$ 和 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 分别由式(12)和(13)定义，分别是 $\varphi_1(t)$ 和 $\psi_n(t)$ 的Fourier变换，信号 $f(t)$ 的重建如下

$$f(t)=W_f^{\varepsilon}(0,t)*\varphi_1(t)+\sum_{n=1}^{N}W_f^{\varepsilon}(n,t)*\psi_n(t)=F^{-1}\left(\hat{W}_f^{\varepsilon}(0,\omega)\cdot\hat{\varphi}_1(\omega)+\sum_{n=1}^{N}\hat{W}_f^{\varepsilon}(n,\omega)\cdot\hat{\psi}_n(\omega)\right)\tag{16}$$

$f(t)$ 各经验模态 $f_k(t)$ 定义如下

$$\begin{cases}f_0(t)=W_f^{\varepsilon}(0,t)*\varphi_1(t)\\ f_k(t)=W_f^{\varepsilon}(k,t)*\psi_k(t)\end{cases}\tag{17}$$

EWT的关键在于对频谱的自适应划分，对频谱分割的合理性直接影响到对信号分解的效果，在频谱分割前需要确定频谱极大值的数量 N，如果已知信号的频谱特点，可预先给定合适的 N 进行EWT，对于未知信号，Gilles在文献[20]中提到了一种能够自动确定 N 的算法，设 $\{M_i\}_{k=1}^{M}$ 表示在频谱上检测到极大值的集合，数量为 M，将这 M 个极大值降序排列后满足 $M_1>M_2>\cdots>M_M$，定义阈值 $M_M+\alpha(M_1-M_M)$，$\alpha\in(0,1)$，只保留大于该阈值的极大值点，通过调整参数 α 能够得到合适的 N。若 N 取值过小，则不能对原始信号进行有效分解，N 取得过大则会错误地分割某些变频信号的频谱，因此 N 需要慎重选择。为此，本文采用通过预先观察待分析信号的频谱的方法来确定合适的 N，随后将检测到的极大值降序排列取前 N 个，在实际应用中，若噪声的频谱幅值小于信号各频率分量的幅值，所确定的 N 个极大值几乎不会受到噪声的影响。即使检测到了因为噪声而产生的极大值，也可以只取前 N 个极大值来避免由噪声产生的较小的极大值。

1.3 EWT-SET故障诊断方法

SET提取了STFT在信号瞬时频率轨迹处的时频参数，去除STFT多数发散的能量，因此SET的时频结果具有能量集中，时频分辨率高的特点，EWT能够自适应地将复杂信号有效分解成若干个带宽有限的信号分量，能较好地提取信号的时变特性，本文所提方法结合了SET和EWT在时频分析方面的优点，提出的SET-EWT故障诊断方法具体步骤如下：

(1)利用EWT对轴承故障信号进行分解，得到 N 个模态分量。

(2)对每个模态分量用SET进行时频分析，得到各个模态高能量集中的时频分布与时变特征。

(3)将每一个模态的时频结果叠加，得到故障信号的EWT-SET的时频分布。

通过上述步骤不难发现，即使信号中两个频率成分距离较近($\left|\varphi_a'(t)-\varphi_b'(t)\right|<2\Delta$)，如果选取合适的 N，经过EWT的预处理后，这两个频率成分也能够分解到两个不同的信号分量中，对分解出的某一个分量进行SET时能够避免相邻较近的频率成分的影响，在一定程度上解决了传统SET自身的缺

陷，因此 EWT-SET 相比 SET，有更高的频率分辨能力和更佳的时频分析能力。

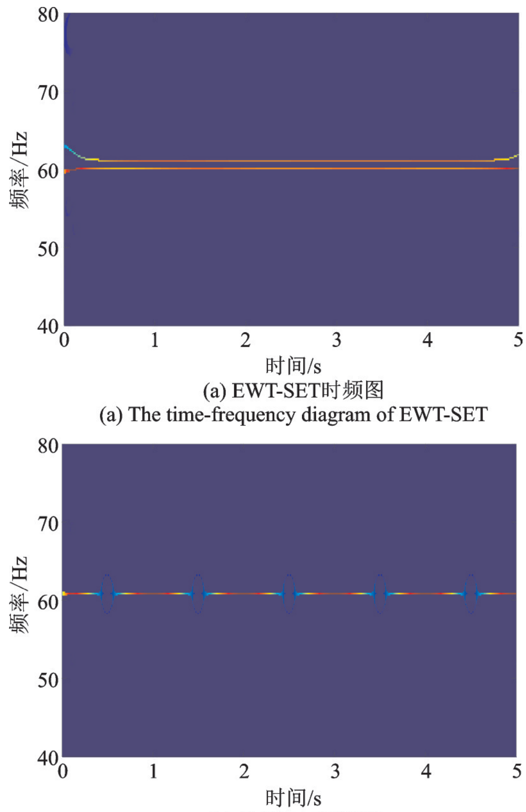
2　仿真研究

2.1　含相邻的频率成分的处理能力对比研究

这里，设计了两个分量信号 $f_1(t)=\sin(2\pi f_1 t)$ 与 $f_2(t)=\sin(2\pi f_2 t)$，设 $f(t)$ 为上述两个不同频率正弦波简单叠加构成的，如下式所示

$$f(t)=\sin(2\pi f_1 t)+\sin(2\pi f_2 t) \tag{18}$$

采样频率 200 Hz，采样点数 1024，$f_1(t)=60$ Hz，$f_2(t)=61$ Hz，频率相差为 1 Hz，对信号 $f(t)$ 分别做 EWT-SET 和 SET 得到的结果分别如图 1(a)和(b)所示。由图 1 可知，EWT-SET 的结果可以非常清晰地分辨出两个正弦波的频率和瞬时频率轨迹，而 SET 的结果因为两个分量的频率间隔 $\Delta\varphi'(t)$ 过小而受到 STFT 窗函数频宽影响，产生了严重的频率混叠现象，无法分辨出 60 与 61 Hz 的频率分量。



(a) EWT-SET时频图
(a) The time-frequency diagram of EWT-SET

(b) 传统SET时频图
(b) The time-frequency diagram of traditional SET

图 1　EWT-SET 和传统 SET 时频图

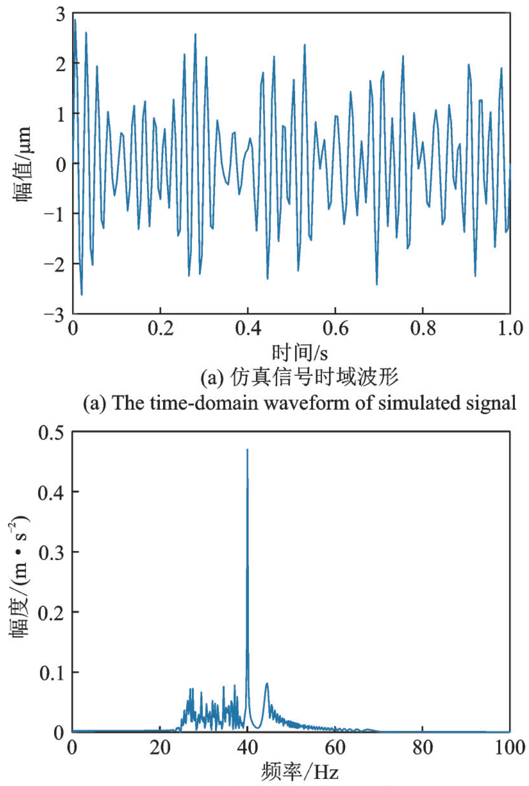
Fig. 1　Time-frequency diagram of EWT-SET and traditional SET

2.2　调幅调频信号处理能力的对比研究

仿真信号 $f_2(t)$ 由正弦信号 $x_1(t)$ 和两个调幅调频信号 $x_2(t)$，$x_3(t)$ 构成，表达式如下

$$\begin{cases} x_1(t)=\sin(80\pi t) \\ x_2(t)=\mathrm{e}^{-0.3t}\cdot\sin\{2\pi[32t+1.5\sin(4t)]\} \\ x_3(t)=\mathrm{e}^{-0.5t}\cdot\sin\left[2\pi\left(44t+\dfrac{t^3}{3}\right)\right] \\ f_2(t)=x_1(t)+x_2(t)+x_3(t) \end{cases} \tag{19}$$

仿真信号 $f_2(t)$ 的时域波形与频谱如图 2 所示。利用 EWT-SET 和 SET 分别对 $f_2(t)$ 进行时频分析，得到的时频分布如图 3(a)和(b)所示。在上述仿真信号的基础加入噪声，构建信噪比为 13 dB 的仿真信号，EWT-SET 和 SET 的结果如图 3(c)和(d)所示。



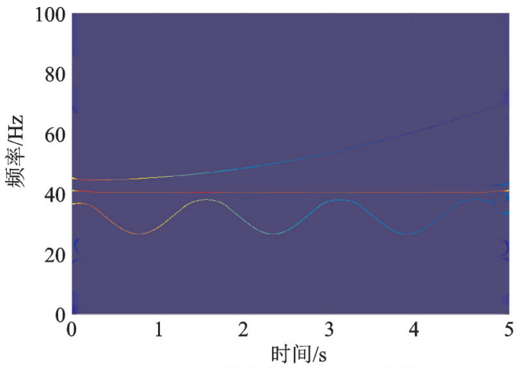
(a) 仿真信号时域波形
(a) The time-domain waveform of simulated signal

(b) 仿真信号频域波形
(b) The frequency-domain waveform of simulated signal

图 2　仿真信号 $f_2(t)$ 的时域和频域波形

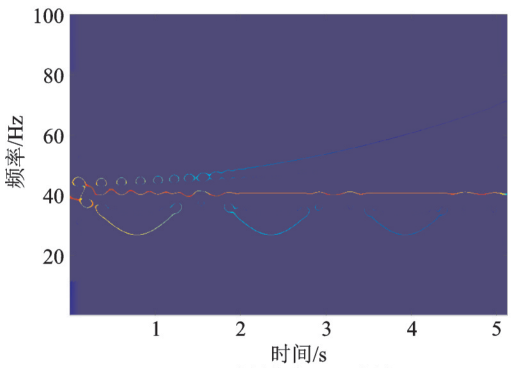
Fig. 2　The time-domain and frequency-domain waveform of simulated signal

由图 3(a)可知，EWT-SET 能够清晰地表示信号的瞬时频率轨迹，EWT 通过自动检测信号频谱局部极大值后自适应分割频谱，随后再对 EWT 分解出的模态分量进行 SET。提出的 EWT-SET 方法在处理该信号的时候避免了因 $\Delta\varphi'(t)$ 过小而得不到较好的结果。由图 3(b)可知，传统的 SET 方法在 0 至 2 s 内频率混叠现象最严重，随着分量 $x_3(t)$ 的瞬时频率逐渐增加，分量 $x_1(t)$ 的频率差增大，混叠现象就不再发生，分量 $x_2(t)$ 周期性与 $x_1(t)$ 产生频率混叠，对比图 3(c)和(d)，在加入噪声后，



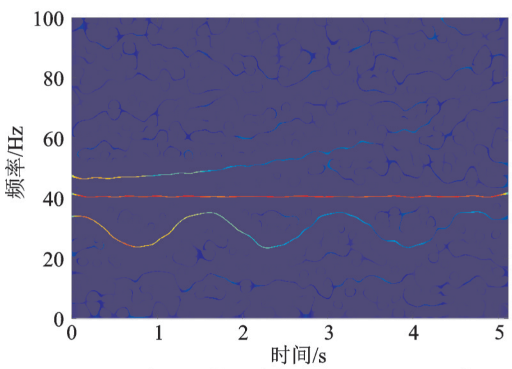
(a) 时频分布(EWT-SET方法)

(a) The time-frequency diagram of EWT-SET



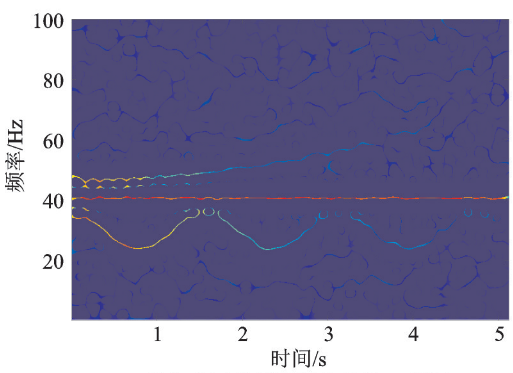
(b) 时频分布(SET方法)

(b) The time-frequency diagram of traditional SET



(c) 加入干扰后时频分布(EWT-SET方法)

(c) The time-frequency diagram of EWT-SET (add noise)



(d)加入干扰后时频分布(SET方法)

(d) The time-frequency diagram of SET (add noise)

图 3　EWT-SET 和 SET 得到的时频分布

Fig. 3　The time-frequency diagram of EWT-SET and SET

EWT-SET 仍能够较好地分割频谱，并较为清晰地表示出信号的瞬时频率轨迹。而在图 3(d)中，SET 的时频结果依旧存在混叠情况。

对于多分量的变频信号，在每个分量的频带没有重叠部分时，频谱中可以确定分量的个数，假设每个分量的频谱都存在一个幅值最大的频率点，也是整个信号能够检测到的频率极大值点，由于不同分量的频带没有重叠，则通过选取频率极大值点之间的频谱幅值最小处所对应的频率点作为频谱分割点，以便能够有效地将各分量分离开。

3　实验研究

为了进一步验证 EWT-SET 算法的有效性，将提出的 EWT-SET 方法应用到滚动轴承的故障诊断中，并与传统的 SET 进行对比。轴承数据来源为凯斯西储大学，轴承类型为深沟球轴承，规格如表 1 所示。轴承振动信号由加速度传感器采集，试验台如图 4 所示。采样频率 12 kHz，转速为 1797 r/min，在轴承外圈分别用电火花加工直径为 0.1778 与 0.5334 mm 的缺陷，用来模拟轴承的轻微与严重损伤。由于轴承发生故障时所测得的信号是调制信号，高频率的共振频率通常作为载波，调制波通常为低频的冲击信号，故障信息往往都包含在低频的冲击信号中，很大程度上会影响故障诊断，因此，需要对故障信号进行 Hilbert 变换解调，原信号的时域波形与解调后的频谱如图 5 和 6 所示。

表 1　轴承规格

Tab. 1　Bearing specifications

内圈直径/mm	外圈直径/mm	厚度/mm	滚动体直径/mm	节径/mm
25	52	15	7.94	39.04

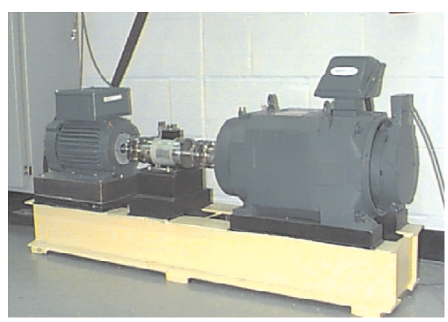
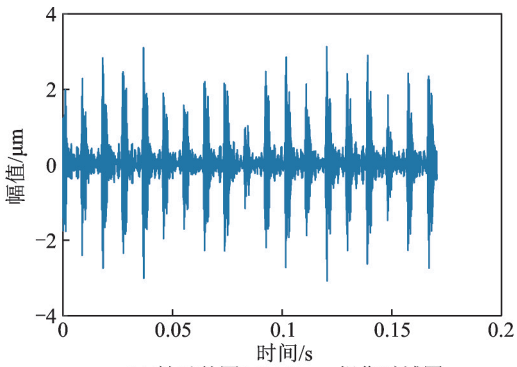


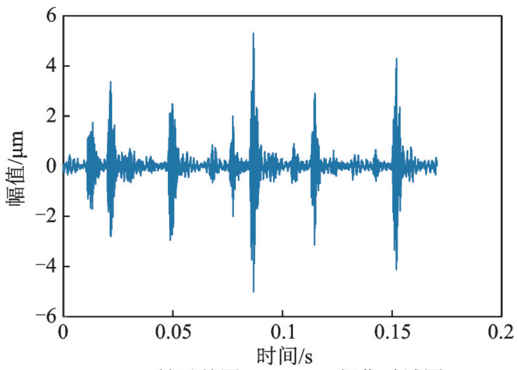
图 4　实验装置结构图

Fig. 4　Experimental device structure diagram

经过计算，轴承外圈故障频率应为 107 Hz，由图 6(a)和(b)中均能看出故障频率基频，图 6(a)中的频率成分较为明显，而图 6(b)中出现了很多的频率分量，仅从频谱上难以看到故障频率的倍频，同时，图 6(a)和(b)中的频谱也无法表示轴承外圈故



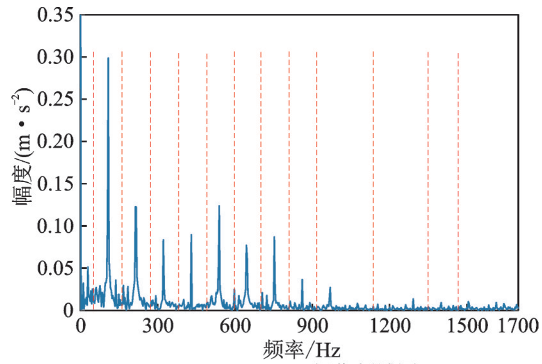
(a) 轴承外圈0.1778 mm损伤时域图
(a) The time-domain wavegram of bearing outer ring (0.1778 mm damage)



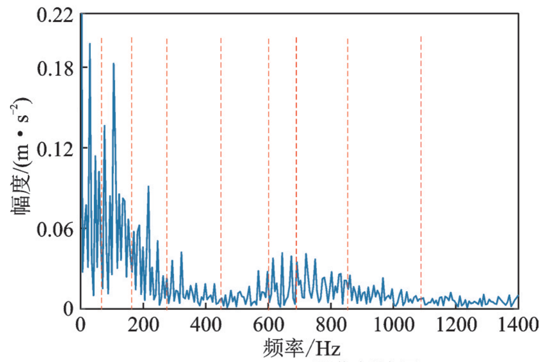
(b) 轴承外圈0.5334 mm损伤时域图
(b) The time-domain wavegram of bearing outer ring (0.5334 mm damage)

图 5　轴承外圈故障信号时域波形

Fig. 5　Time-domain diagram of fault signal of bearing outer ring



(a) 0.1778 mm损伤频域图
(a) The frequency-domain of 0.1778 mm damage



(b) 0.5334 mm损伤频域图
(b) The frequency-domain of 0.5334 mm damage

图 6　故障信号解调后频域波形(虚线表示 EWT 对频谱分割的边界)

Fig. 6　Frequency domain waveform after fault signal demodulation (The dotted line indicates the boundary of the EWT segmentation of the spectrum)

障信号的时变特性。

根据频谱分析,N 的取值分别为 13 和 9,如图 6 所示。分别采用 EWT-SET 与传统 SET 对不同损伤程度的外圈故障信号做时频分析,得到的时频分布如图 7 所示。其中图 7(a) 和 (c) 为利用 EWT-SET 方法对两种不同损伤程度进行时频分析得到的结果,图 7(b)和(d)为利用传统 SET 方法对两种不同损伤程度进行处理得到的时频分布。为了证明所提方法的优越性,这里,给 0.1778 mm 损伤的轴承信号加入信噪比为 10 dB 的白噪声,分别采用 EWT-SET 与传统 SET 进行分析,得到的时频分布如图 7(e)和(f)所示。

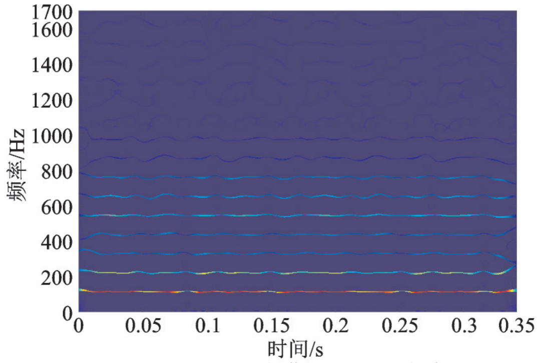
轴承轻微损伤时,由图 7(a)可知,利用 EWT-SET 方法得到的时频分布能够看到一系列清晰的故障特征频率和相应的倍频,且 1X 至 9X 持续存在,更高阶的倍频分量比较微弱,且呈周期性的激发。而在图 7(b)中,传统的 SET 方法虽然也能够看到故障频率及倍频,但是相比 EWT-SET 的结果,关键的故障频率倍频轨迹不够清晰,并且在相邻倍频之间出现了额外的瞬时频率轨迹,这个现象出现的原因正是仿真实验中图 1 所表现的 $\Delta\varphi'(t)$ 过小,而 EWT-SET 预先经过图 6 的频谱分割,再进行 SET,得以清晰地表现故障频率及其各个倍频的时变特性,有效地诊断出故障。

轴承出现严重故障时,由图 7(c)能够看出,故障基频与 2X 至 9X 均呈现周期性的激发,随着倍频阶数增加,振幅逐渐微弱,而图 7(d)中 SET 的结果较为普遍的存在频率混叠现象,虽然也能够看出故障频率的周期性激发,但是各倍频的频率轨迹十分模糊,尤其在 400-800 Hz 处,给故障诊断带来困难。

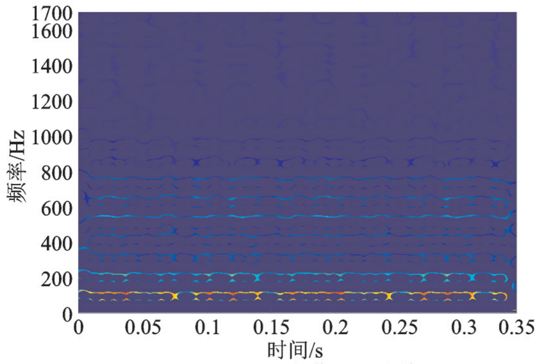
对轴承故障信号加入噪声时,EWT-SET 的时频结果中仍能观察到清晰的故障频率倍频,隐约能观察到高阶倍频分量的冲击特性,SET 的时频结果频率混叠情况加重,信号高阶倍频处的时频结果几乎被噪声成分完全覆盖。

通过上述分析,EWT-SET 能够准确地表示轴承故障的时频特性,得到的时频结果清晰地反映了轴承外圈故障的关键信息。轻微损伤时,故障基频和较低阶的倍频都持续稳定存在,高阶倍频均呈现

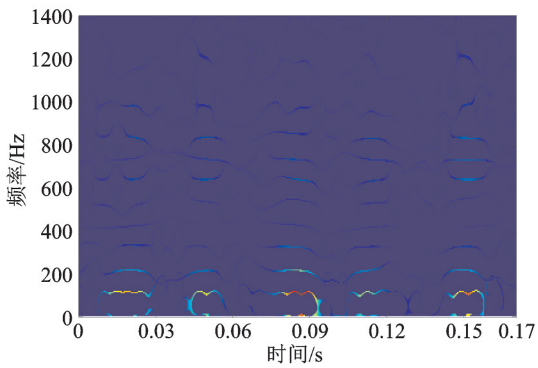
冲击特性，而严重损伤时较低阶的故障频率倍频甚至故障基频也会出现冲击特性，能够作为轴承损伤严重程度判断的依据，由此可见，EWT-SET 方法为轴承故障诊断提供了一种有效的诊断方法。



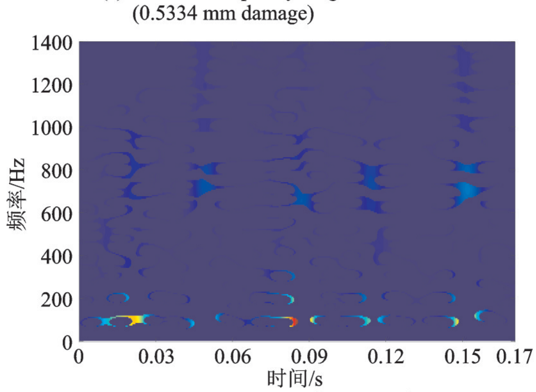
(a) 0.1778 mm损伤(EWT-SET方法)
(a) The time-frequency diagram of EWT-SET (0.1778 mm damage)



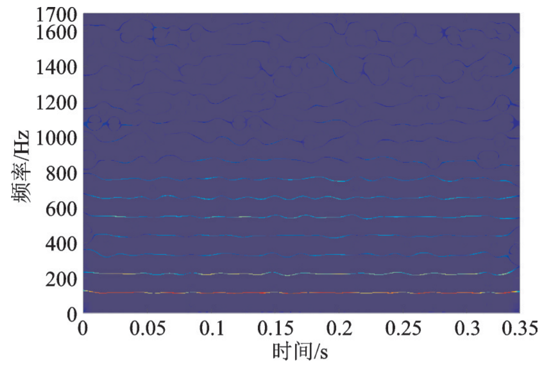
(b) 0.1778 mm损伤(SET方法)
(b) The time-frequency diagram of SET (0.1778 mm damage)



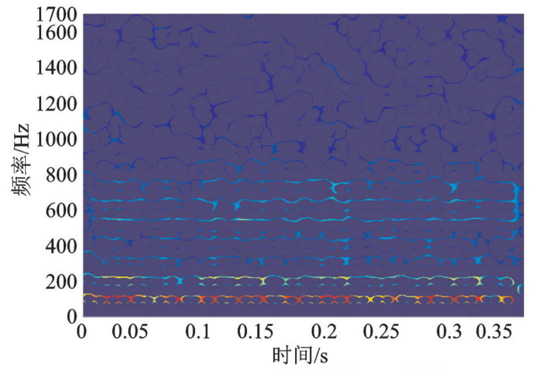
(c) 0.5334 mm损伤(EWT-SET方法)
(c) The time-frequency diagram of EWT-SET (0.5334 mm damage)



(d) 0.5334 mm损伤(SET方法)
(d) The time-frequency diagram of SET (0.5334 mm damage)



(e) 0.1778 mm损伤加噪(EWT-SET方法)
(e) The time-frequency diagram of EWT-SET (0.1778 mm damage, add noise)



(f) 0.1778 mm损伤加噪(SET方法)
(f) The time-frequency diagram of SET (0.1778 mm damage, add noise)

图 7　轴承外圈故障的时频分布

Fig. 7　Time-frequency distribution of bearing outer ring signal

4　结　论

提出了一种基于同步提取变换(SET)与经验小波变换(EWT)的轴承故障诊断方法，即 EWT-SET 方法。该方法首先通过 EWT 对故障信号的频谱进行自适应分割，构造正交小波滤波器提取故障信号频谱的主要频率分量，在经过小波逆变换得到各经验模态，随后对每个模态进行同步提取变换，以时频谱的形式表示各模态的瞬时频率轨迹和瞬时幅值，最后将所有模态的时频谱叠加得到故障信号的时频分布，提出的方法预先通过 EWT 对信号进行模态分解，再对每个模态进行 SET，在很大程度上解决了信号瞬时频率分量距离过小导致 SET 的结果出现瞬时频率混叠的问题。最后，将所提方法成功应用到了滚动轴承故障诊断中，实验结果表明，相比传统 SET 方法，EWT-SET 具有明显的优势，利用 EWT-SET 方法能揭示轴承不同损伤程度时的振动特性，可以作为轴承损伤程度判断的依据。

参考文献：

[1] WANG Shan, NIU Pingjuan, GUO Yongfeng, et al. Early diagnosis of bearing faults using decomposition and reconstruction stochastic resonance system[J]. Measurement, 2020, 158: 1-16.

[2] 唐贵基，庞　彬．基于时时能量阶比谱的变转速工况滚动轴承微弱故障诊断研究[J]. 振动工程学报，2017,30(5): 856-864.
TANG Guiji, PANG Bin. Research on fault diagnosis of rolling bearing s weak fault under variable speed conditions based on time-time energy order spectrum [J]. Journal of Vibration Engineering, 2017, 30 (5) : 856-864.

[3] 谷　然，陈　捷，洪荣晶，等．基于改进自适应变分模态分解的滚动轴承微弱故障诊断[J]. 振动与冲击，2020, 39(08):1-7.
GU Ran, CHEN Jie, HONG Rongjing, et al. Weak fault diagnosis of rolling bearing based on improved adaptive variational mode decomposition[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(08):1-7.

[4] 潘海洋，杨　宇，李永国，等．基于流形学习和改进VPMCD的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报，2014, 27(6): 934-941.
PAN Haiyang, YANG Yu, LI Yongguo, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on manifold learning and VPMCD improvement[J]. Journal of Vibration Engineering, 2014, 27(6): 934-941.

[5] 徐　波，周凤星，黎会鹏，等．基于VMD和MRVM变负荷工况下的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断，2019, 39(6):1331-1340.
XU Bo, ZHOU Fengxing, LI Huipeng, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on VMD and MRVM variable load[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2019, 39(6):1331-1340.

[6] 张建财，高军伟．基于变分模态分解和多尺度排列熵的滚动轴承故障诊断[J]. 噪声与振动控制，2019, 39(6):181-186.
ZHANG Jiancai, GAO Junwei. Fault diagnosis of rolling bearing based on variational modal decomposition and multi-scale permutation entropy[J]. Noise and Vibration Control, 2019, 39(6):181-186.

[7] 王晓龙，唐贵基，何玉灵．变转速下基于COT-MCKD-STH的风电机组轴承复合故障诊断[J]. 动力工程学报，2019, 39(3):220-226.
WANG Xiaolong, TANG Guiji, HE Yuling. Complex fault diagnosis of wind turbine bearing based on COT-MCKD-STH at variable speed[J]. Journal of Dynamic Engineering, 2019,39(3):220-226.

[8] WANG Nan, LIU Xia. Bearing fault diagnosis method based on Hilbert envelope demodulation analysis[C]. 2018 3rd International Conference on Advanced Materials Research and Manufacturing Technologies (AMRMT 2018), 中国，上海，2018.

[9] 张　驰．煤矿主通风机滚动轴承的故障诊断系统研究[D]. 徐州：中国矿业大学，2019.
ZHANG Chi. Study on fault diagnosis system of rolling bearing of main ventilation fan in coal mine[D]. Xuzhou: China Mining University, 2019.

[10] 钟祥鸣．高速列车轴承故障诊断监测系统开发[D]. 大连：大连交通大学，2018.
ZHONG Xiangming. Development of fault diagnosis monitoring system for high speed train bearing[D]. Dalian: Dalian Jiaotong University, 2018.

[11] 王恒迪，赵　彪，杨建玺，等．滚动轴承故障诊断系统的设计及应用[J]. 机床与液压，2018, 46(7):156-159.
WANG Hengdi, ZHAO Biao, YANG Jianxi, et al. Design and application of fault diagnosis system for rolling bearing[J]. Machine Tools and Hydraulics, 2018, 46(7):156-159.

[12] 喻洋洋，周凤星，严保康．基于LabVIEW的滚动轴承故障诊断系统[J]. 仪表技术与传感器，2016,(3): 74-76.
YU Yangyang, ZHOU Fengxing, YAN Baokang. Fault diagnosis system of rolling bearing based on LabVIEW[J]. Instrumentation Technology and Sensors, 2016,(3):74-76.

[13] 宋玉倩，赵　军，郭天太，等．基于虚拟仪器和神经网络的轴承故障检测系统[J]. 轴承，2014,(5):53-56.
SONG Yuqian, ZHAO Jun, GUO Tiantai, et al. Bearing fault detection system based on virtual instrument and neural network[J]. Bearing, 2014,(5):53-56.

[14] HAO Shijie, GE Fengxiang, LI Yanmiao, et al. Multisensor bearing fault diagnosis based on one-dimensional convolutional long short-term memory networks [J]. Measurement, 2020, 159: 1-15.

[15] 宫文峰，陈　辉，张美玲，等．基于深度学习的电机轴承微小故障智能诊断方法[J]. 仪器仪表学报，2020, 41(1):195-205.
GONG Wenfeng, CHEN Hui, ZHANG Meiling, et al. Intelligent diagnosis method of micro fault of motor bearing based on deep learning[J]. Journal of Instrumentation, 2020, 41(1):195-205.

[16] 曹继平，王　赛，岳小丹，等．基于自适应深度卷积神经网络的发射车滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击，2020, 39(5):97-104.
CAO Jiping, WANG Sai, YUE Xiaodan, et al. Fault diagnosis of rolling bearing of launch vehicle based on adaptive deep convolution neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(5):97-104.

[17] 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. Research on mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument，2014，35(11)：2423-2432.

[18] 张 琳. 基于同步提取变换的变转速工况下滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 石家庄：石家庄铁道大学，2019.
ZHANG Lin. A study on fault diagnosis method of rolling bearing condition based on synchronous extraction transformation[D]. Shijiazhuang：Shijiazhuang Railway University，2019.

[19] YU G，YU M，XU C. Synchroextracting transform [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics，2017，64(10)：8042-8054.

[20] Gilles J. Empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing，2013，61（16）：3999-4010.

Empirical wavelet transform-synchroextracting transform and its applications in fault diagnosis of rolling bearing

LI Zhi-nong[1,2]，*LIU Yue-fan*[1]，*HU Zhi-feng*[1]，*WEN Cong*[1]，*WANG Cheng-jun*[2]

（1.Key Laboratory of Nondestructive Testing，Ministry of Education，Nanchang Hangkong University，Nanchang 330063，China；2.Anhui Key Laboratory of Mine Intelligent Equipment and Technology，Anhui University of Science & Technology，Huainan 232001，China）

Abstract: In order to accurately diagnose bearing faults and explore the time-varying characteristics of the fault signal，a bearing fault diagnosis method based on Synchroextracting Transform and Empirical Wavelet Transform（EWT-SET）is proposed. In the proposed method，the fault signal is decomposed by EWT，and the obtained empirical modes are used by SET. The SET of all modes are superimposed to obtain the time-frequency distributions of fault signal. The simulation shows that the proposed method is superior to the traditional SET method，and can solve the problem of the ambiguity of the instantaneous frequency trajectory occurred in the SET when the frequencies of the modal signals are very close to each other. The proposed method is applied to the fault diagnosis of rolling bearing with different degrees of damage. The experiments show that the proposed method can effectively diagnose the type of rolling bearing faults and the degree of damage，and can clearly represent the time-varying characteristics of fault signals.

Key words: fault diagnosis；rolling bearing；synchroextracting transform(SET)；empirical wavelet transform（EWT）

作者简介: 李志农(1966-),男,教授,博士生导师。 E-mail:lizhinong@tsinghua.org.cn