

基于连续平均谱负熵改进经验小波变换的风力机齿轮箱故障诊断

胡璇,李春,叶柯华

(上海理工大学能源与动力工程学院,上海 200093)

摘要:针对经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)对强噪声环境下风力机齿轮箱轴承轻微故障特征提取不足的问题,利用滑动窗口提取子带的连续平均谱负熵(Continuous Average Spectral Negentropy, CASN)对EWT算法进行改进。通过CASN-EWT方法分解风力机齿轮箱轴承故障信号,采用峭度准则对所得分量进行筛选并重构,再开展包络分析,准确提取出故障特征。结果表明:CASN-EWT方法在保留EWT算法自适应性和有效避免模态混叠效应与端点效应优点的同时,能够极大提高EWT分解算法对噪声影响的鲁棒性,有利于准确提取故障特征频率,实现故障精确识别。

关键词:风力机齿轮箱;故障诊断;滑动窗口;连续平均谱负熵;改进经验小波变换

中图分类号:TK83 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2021.12.024

[引用本文格式]胡璇,李春,叶柯华.基于连续平均谱负熵改进经验小波变换的风力机齿轮箱故障诊断[J].热能动力工程,2021,36(12):164-172. HU Xuan, LI Chun, YE Ke-hua. Fault diagnosis of wind turbine based on continuous average spectral negentropy improved empirical wavelet transform[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36(12):164-172.

Fault Diagnosis of Wind Turbine based on Continuous Average Spectral Negentropy Improved Empirical Wavelet Transform

HU Xuan, LI Chun, YE Ke-hua

(School of Energy and Power Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai, China, Post Code:200093)

Abstract: Aiming at the problem of weak fault features of wind turbine gearbox bearings insufficiently extracted by empirical wavelet transform (EWT) under the background of strong noise, a sliding window is used to extract the continuous average spectral negentropy (CASN) of the sub-bands to improve the EWT algorithm. The CASN-EWT method is used to decompose the fault signals of the wind turbine gearbox bearing, and then the acquired components are filtered and reconstructed by the kurtosis criterion, and the envelope analysis is carried out to accurately extract the fault characteristics. The results show that the CASN-EWT method retains the adaptivity of the EWT algorithm, which can effectively avoid the modal aliasing effect and the end effect, and meanwhile greatly improve the robustness of the EWT decomposition algorithm to noise, contributing to accurately extract the frequency of the fault characteristic to realize accurate fault identification.

Key words: wind turbine gearbox, fault diagnosis, sliding window, continuous average spectral negentropy, improved empirical wavelet transform

收稿日期:2020-08-27; 修订日期:2020-09-17

基金项目:国家自然科学基金(51976131, 51676131);上海市“科技创新行动计划”地方院校能力建设项目(19060502200)

Fund-supported Project: National Natural Science Foundation of China(51976131, 51676131); Local Universities and Colleges Capacity Building Project of Shanghai Science and Technology Innovation Action Plan(19060502200)

作者简介:胡璇(1996-),女,安徽安庆人,上海理工大学硕士研究生。

通讯作者:李春(1963-),男,北京人,上海理工大学教授。

引言

齿轮箱作为风电系统变速传动部件,其结构随风力机大型化发展日益复杂,加之长期受非平稳和非定常交变载荷作用,极易发生故障,导致风力机性能下降,甚至造成整机报废^[1-2]。及时准确地对齿轮箱故障进行诊断和识别是保证风力机安全稳定运行的重要基础^[3-4]。

信号分解为故障诊断重要的预处理过程,可剔除冗余信息及构建故障特征向量。Said 等人^[5]提出基于集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)的改进去噪方法,较离散小波变换具有更优异的降噪效果。Park 等人^[6]对齿轮箱传动故障信号进行 EEMD 分解,提取本征模态函数分量(Intrinsic Mode Function, IMF)的波峰系数和形状系数作为故障特征,结合 k 值临近算法对故障进行分类,诊断精度较高。Xing 等人^[7]将齿轮振动信号由固有时间尺度分解(Intrinsic Time Scale Decomposition, ITD)得到若干相互独立的固有旋转分量(Proper Rotation, PR),并结合奇异值分解以提高复杂工况下信号特征提取的鲁棒性。Feng 等人^[8]基于联合振幅和频率解调方法,并结合 ITD 用于齿轮箱故障诊断,将所得振幅和频率解调频谱与齿轮理论故障特征频率进行匹配,以此识别故障类型。Chen 等人^[9]利用经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)分解对风力机振动信号进行自适应分割,并构造小波滤波器提取调幅-调频函数,在归一化处理后,通过概率神经网络达到 90% 的诊断准确率。Rahmoune 等人^[10]结合希尔伯特变换和 EWT 分解信号以获得瞬时振幅矩阵,利用奇异值分解和 Elman 神经网络实现状态识别和分类。

EEMD 对非线性、非平稳信号具有良好的自适应频带分割能力,但其作为递归模态分解,存在端点效应及分解误差受采样频率影响的显著问题^[11]。ITD 可克服传统瞬时频率计算方法造成的边缘效应和负频率等现象,然而信号分解后易出现失真^[12]。EWT 可较好地解决模态混叠及虚假分量等问题,但对复杂信号分解时易丢失边频带信息^[13]。EWT 方法以傅里叶谱作频带划分依据,当原始信号中含有

大量噪声时,有用信息被淹没导致无法准确确定频带边界^[14]。

本文充分考虑信号冲击性,由连续平均谱负熵(CASN)代替傅里叶谱进行区间划分,从而提高 EWT 噪声下对信号的分解能力、鲁棒性及故障信息提取能力。

1 基于连续平均谱负熵改进经验小波变换

1.1 连续平均谱负熵

Antoni^[15]根据谱负熵对局部能量波动敏感的特点,提出基于短时傅里叶变换时域谱负熵(Time-domain Spectral Negentropy, TSN)和频域谱负熵(Frequency-domain Spectral Negentropy, FSN)的信息图方法,以量化信号中冲击性和循环平稳性特征。

1.1.1 时域和频域谱负熵

离散信号 $x(n)$ 谱熵定义为:

$$H_e(f_c; \Delta f) = - \left\{ \frac{\varepsilon_x(n; f_c, \Delta f)^2}{\langle \varepsilon_x(n; f_c, \Delta f)^2 \rangle} \ln \left(\frac{\varepsilon_x(n; f_c, \Delta f)^2}{\langle \varepsilon_x(n; f_c, \Delta f)^2 \rangle} \right) \right\} \quad (1)$$

式中: H_e —谱熵; ε_x —信号平方包络; f_c —中心频率; Δf —带宽。

TSN 为:

$$I_e(f_c; \Delta f) = - H_e(f_c; \Delta f) \quad (2)$$

式中: I_e —时域谱负熵。

信号平方包络谱为:

$$E_x(\alpha; f_c, \Delta f) = \sum_{n=0}^{L-1} \varepsilon_x(n; f_c, \Delta f) e^{-j \frac{2\pi \alpha n}{f_s}} = \sum_{i \in Z} K_{x,i}(f_c, \Delta f) \delta(\alpha - i\alpha_0) \quad (3)$$

式中: E_x —平方包络谱; α_0 —相调谐特征频率; f_s —采样频率; $\delta(\alpha - i\alpha_0)$ —离散狄拉克函数; $K_{x,i}$ — ε_x 在 $i\alpha_0$ 频率处的傅里叶系数。

FSN 为:

$$I_E(f_c; \Delta f) = - H_E(f_c; \Delta f) = - \left\{ \frac{|E_x(\alpha; f_c, \Delta f)|^2}{\langle |E_x(\alpha; f_c, \Delta f)|^2 \rangle} \ln \left(\frac{|E_x(\alpha; f_c, \Delta f)|^2}{\langle |E_x(\alpha; f_c, \Delta f)|^2 \rangle} \right) \right\} \quad (4)$$

式中: I_E —频域谱负熵。

谱负熵实质为反映能量流动平稳性的定量指标。当信号存在冲击成分,时域平方包络中能量流

动不再平稳,则 TSN 提高,冲击性增加。纯正弦或余弦周期信号表现为频域平方包络谱的冲击性成分。因此,FSN 表征循环平稳性强弱。

平均谱负熵(Average Spectral Negentropy, ASN)综合反映信号特性:

$$I_{1/2}(f;\Delta f) = [I_E(f_C;\Delta f) + I_s(f_C;\Delta f)]/2 \quad (5)$$

式中: $I_{1/2}$ —平均谱负熵。

1.1.2 连续谱负熵改进

信息图体现了各子带内局部平均特性,但其带宽和中心频率无法根据信号频谱特征自适应调整,故不能有效反映任意频率下细节特性变化。

滑移窗口提取子带的连续谱负熵方法(Continuous Spectral Negentropy, CSN),通过沿横轴移动窗口,确定任意频率处冲击性和循环平稳性特征,克服了信息图因缺乏带宽和中心频率自适应造成的不足。

如图 1 所示,滑移窗宽度固定,沿频率轴逐渐移动。由不断计算窗口截取子带的各谱负熵,从而获得连续谱负熵曲线。

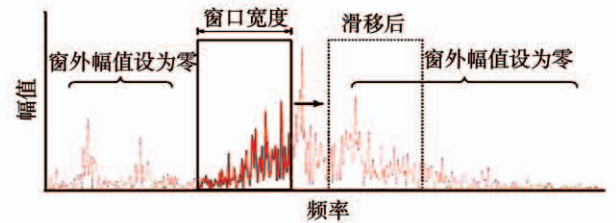


图 1 傅里叶轴的分割
Fig.1 Segmentation of Fourier axis

基于滑移窗口提取子带的连续谱负熵方法具体实施过程为:

- (1) 对原始信号 $x(t)$ 进行傅里叶变换:
$$X(2\pi f) = \mathcal{F}[x(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi f t} dt \quad (6)$$

式中: $\mathcal{F}(\cdot)$ —傅里叶变换算子; f —频率; $X(2\pi f)$ —信号傅里叶函数;
 - (2) 初始化滑移窗,设窗宽为 Δf ;
 - (3) 窗口沿频率轴不断前进,连续截取子带;
 - (4) 以中心频率为 f_C 的第 n 个子带为例,其频带范围为 $[f_C - \Delta f/2, f_C + \Delta f/2]$ 。
- 令截取子带外幅值为零,即:

$$X_n^r(2\pi f) = \begin{cases} X(2\pi f), f \in [f_C - \Delta f/2, f_C + \Delta f/2] \\ 0, f \in (-\infty, f_C - \Delta f/2] \cup [f_C + \Delta f/2, +\infty) \end{cases} \quad (7)$$

式中: X_n^r —第 n 个子带频域结果。

对处理子带频域结果进行逆傅里叶变换:

$$x_n^r(t) = \mathcal{F}^{-1}[X_n^r(2\pi f)] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} 2\pi X_n^r(2\pi f) e^{j2\pi f t} dt \quad (8)$$

式中: $\mathcal{F}^{-1}(\cdot)$ —逆傅里叶算子。

(5) 对第 n 个子带重构时域 $x_n^r(t)$ 由式(2)和式(5)得到 TSN 和 FSN,两者平均后得出 ASN。

(6) 通过窗口沿频率轴不断移动,获得连续时域谱负熵(Continuous Time-domain Spectral Negentropy, CTSN)和连续频域谱负熵(Continuous Frequency-domain Spectral Negentropy, CFSN)、连续平均谱负熵(CASN)。

1.2 经验小波变换改进

EWT 以小波变换为理论框架,在保留 EMD 对频带自适应分解能力的同时,极大地抑制了端点效应和模态混叠^[16]。EWT 常用频带划分方法有局部极大值法和尺度空间法。

1.2.1 频带划分

为了选择合适的小波滤波组,假设将 Fourier 支撑 $[0, \pi]$ 自适应分割成 N 个连续的部分 $\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n], n = 1, 2, \dots, N(\omega_0 = 0, \omega_N = \pi)$, 各部分间的边界表示为 ω_n , 对应信号频谱两个相邻极大值点间的中点,那么 $\cup_{n=1}^N \Lambda_n = [0, \pi]$, 如图 2 所示。若以每个 ω_n 为 Λ_n 的中心,则宽度为 $T_n = 2\tau_n$ 的区域可定义为过渡段(阴影区)。

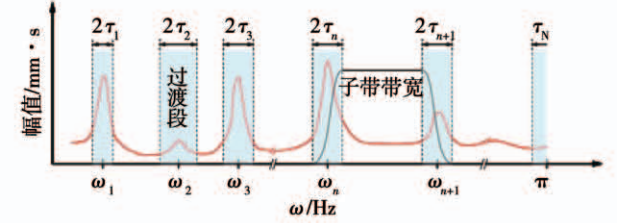


图 2 EWT 频带划分方法
Fig.2 Frequency band division method of EWT

1.2.2 模式分解

对 Λ_n 以 Meyer 小波基构建经验尺度函数 $\hat{\phi}_n$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n$:

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq \omega_n(1 - \gamma) \\ \cos\left\{\frac{\pi}{2}\beta\left[\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1 - \gamma)\omega_n)\right]\right\}, & \omega_n(1 - \gamma) \leq |\omega| \leq \omega_n(1 + \gamma) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega_n(1 + \gamma) \leq |\omega| \leq \omega_{n+1}(1 - \gamma) \\ \cos\left\{\frac{\pi}{2}\beta\left[\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega| - (1 - \gamma)\omega_{n+1})\right]\right\}, & \omega_{n+1}(1 - \gamma) \leq |\omega| \leq \omega_{n+1}(1 + \gamma) \\ \sin\left\{\frac{\pi}{2}\beta\left[\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1 - \gamma)\omega_n)\right]\right\}, & \omega_n(1 - \gamma) \leq |\omega| \leq \omega_n(1 + \gamma) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $0 < \gamma < 1, \omega_n/\tau_n = \gamma\omega_n$ 。

函数 $\beta(x)$ 为介于 $[0, 1]$ 之间任意数, 通常采用:

$$\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3) \quad (11)$$

信号细节系数为经验小波函数的内积结果:

$$\bar{\omega}_f^e(n, t) = \langle f, \psi_n \rangle \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau = [\hat{f}(\omega) \overline{\hat{\psi}_n(\omega)}]^v \quad (12)$$

近似系数由尺度函数内积确定:

$$\bar{\omega}_f^e(0, t) = \langle f, \phi_1 \rangle \int f(\tau) \overline{\phi_1(\tau - t)} d\tau = [\hat{f}(\omega) \overline{\hat{\phi}_1(\omega)}]^v \quad (13)$$

式中: $\hat{\phi}_n$ 和 $\hat{\psi}_n$ 分别由式(9)和式(10)确定。

同样, 原信号可由细节系数和近似系数重构得到:

$$\begin{aligned} f(t) &= \bar{\omega}_f^e(0, t) \cdot \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N \bar{\omega}_f^e(n, t) \cdot \psi_n(t) \\ &= [\bar{\omega}_f^e(0, \omega) \phi_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \bar{\omega}_f^e(n, \omega) \hat{\psi}_n(\omega)] \quad (14) \end{aligned}$$

式中: $\bar{\omega}_f^e(n, \omega)$, $\bar{\omega}_f^e(0, \omega) - \bar{\omega}_f^e(n, t)$ 和近似系数 $\bar{\omega}_f^e(n, t)$ 傅里叶变换结果。

最终, 分解得到各阶分量为:

$$f_0(t) = \bar{\omega}_f^e(0, t) \cdot \phi_1(t) \quad (15)$$

$$f_k(t) = \bar{\omega}_f^e(k, t) \cdot \phi_k(t) \quad (16)$$

1.3 基于连续谱负熵的改进经验小波变换

采用傅里叶谱作为频带划分依据, 当原有信号含有大量噪声, 有用信息易被淹没, 导致无法准确确定频带边界。信号中利于故障特征提取的成分并非完全依从傅里叶谱局部极大值或空间尺度分布。因此, 充分考虑初始信号冲击性和循环平稳性特征, 采用 CASN 替代傅里叶谱作为 EWT 频带划分依据, 提

高对噪声鲁棒性和故障信息提取能力。

计算 CASN 时, 窗口宽度导致频谱两侧存在窗宽一半的空白区域。为克服以上“盲区”影响, 采用 CASN 均值填充:

$$I_{\text{EWT}}(f) = \begin{cases} \text{mean}(I_{1/2}), & f \in [0, \Delta f/2) \cup (f_{\max} - \Delta f/2, f_{\max}] \\ I_{1/2}(f), & f \in [\Delta f/2, f_{\max} - \Delta f/2] \end{cases} \quad (17)$$

式中: I_{EWT} —CASN; $\text{mean}(I_{1/2})$ —CASN 均值。 $f_{\max}$ —最大频率; Δf —窗宽。

改进经验小波变换(Continuous Average Spectral Negentropy Empirical Wavelet Transform, CASN-EWT)首先由 CASN 采用局部极大值或尺度空间方法对频带进行划分。

通过局部极大值方法确定 CASN 各极大值点, 再降序排列。根据预估子带数量, 选取前若干极大值作为频带边界。

CASN 谱尺度空间:

$$L_{\text{Cl}}(f, t) = \sum_{h=-P}^{+P} g(h; t) \cdot I_{\text{EWT}}(f - h) \quad (18)$$

L_{Cl} 由 Otsu 方法确定尺度空间阈值。当曲线尺度大于阈值, 则对应频率作为频带间截止频率。

由式(9)和式(10)确定经验小波和经验尺度函数, 分别与信号内积计算细节系数和近似系数。后由式(15)和式(16), 得到各阶 AM-FM 经验模式分量。

2 案例分析

2.1 西储大学数据

为验证所提改进信号分解方法的优越性, 采用

美国西储大学(Case Western Reserve University, CW- RU)电气工程实验室公开的轴承外圈故障数据对改进方法展开分析^[17]。采集数据为加速度信号,轴承故障模拟实验台如图 3 所示。

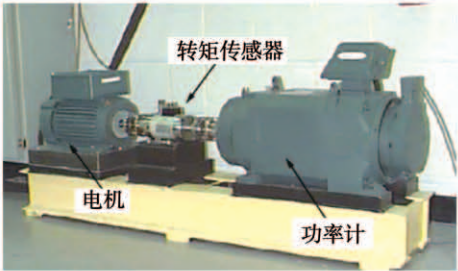


图 3 轴承故障模拟试验台
Fig.3 Test bench of bearing fault simulation

轴承信号为 6203 - 2RS JEM SKF,数据采样频率为 12 kHz,转速为 1 797 r/min。轴承参数如表 1 所示。

表 1 滚动轴承参数

Tab.1 Parameters of rolling bearing

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

轴承外圈故障特征频率由式(19)计算可得:

$$f_o = \frac{n}{120}(1 - \frac{d\cos\alpha}{D_m})z \tag{19}$$

式中: n —滚动体数; d —滚动体直径; α —接触角; D_m —滚动体中心圆直径。

经计算,外圈故障特征频率 $f_o = 91.6\text{ Hz}$,转频为 $f_r = 29.7\text{ Hz}$ 。取 12 000 点数据进行分析,图 4 为外圈故障信号的时域波形。

图 5 为外圈故障信号做包络谱的分析结果。由图可知,包络谱中没有较为明显的峰值,无法准确提取出转频与轴承外圈故障频率。

对外圈故障信号进行 EWT 分解,结果如图 6 所示。

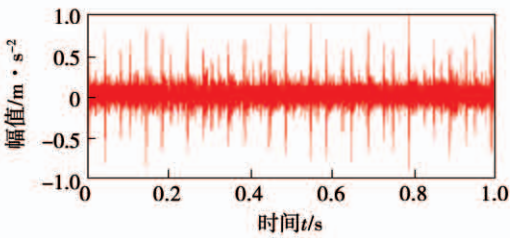


图 4 外圈故障信号时域波形
Fig.4 Time domain waveform of outer race fault signal

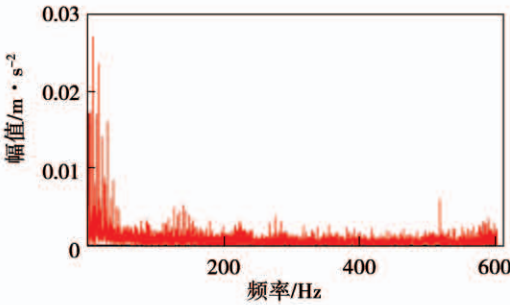


图 5 外圈故障信号包络谱
Fig.5 Envelope spectrum of outer race fault signal

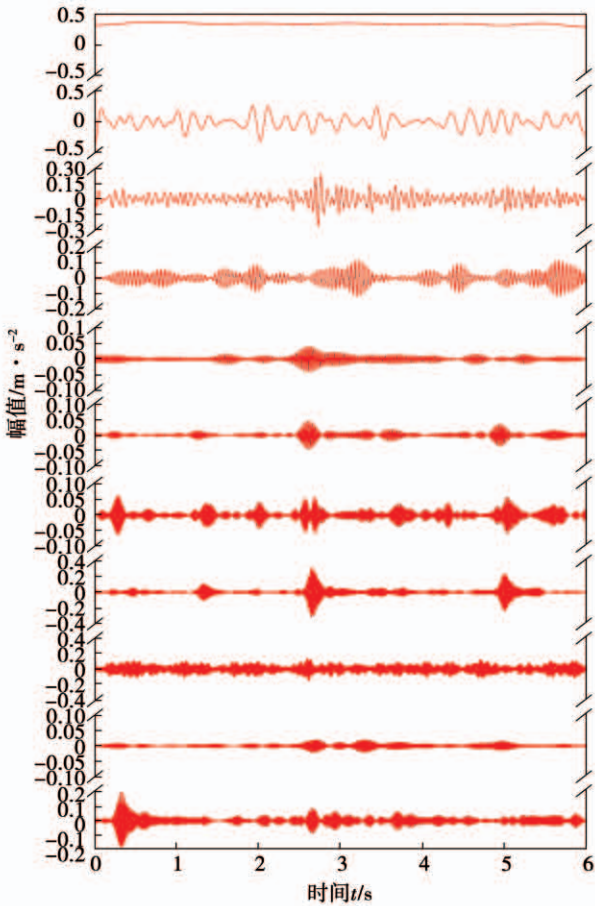


图 6 外圈故障信号 EWT 分解结果
Fig.6 EWT decomposition results of outer race fault signal

由图 6 可知,外圈故障信号经分解后得 11 个分量。表 2 为各分量峭度值,选择峭度值较大的前 3 个分量进行重构。

表 2 信号 EWT 分解各分量峭度值
Tab.2 The kurtosis value of each component of signal after EWT decomposition

分量	外圈故障
1	4.5
2	3.2
3	4.8
4	3.5
5	5.3
6	8.3
7	4.9
8	12.1
9	17.4
10	12.5
11	4.5

图 7 和图 8 分别为重构信号的时域波形和包络谱图。

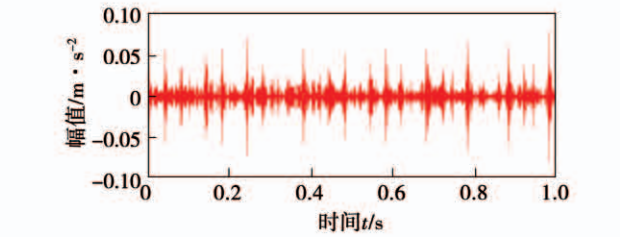


图 7 EWT 分量重构信号时域波形
Fig.7 Time domain waveform of signal reconstructed by the components of EWT

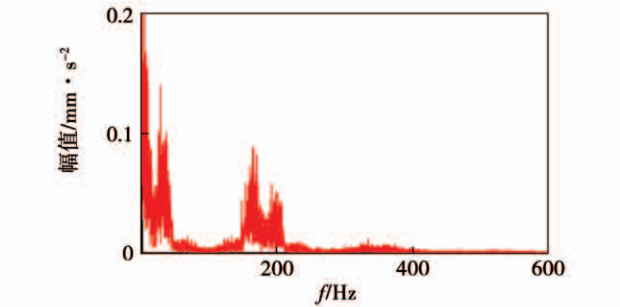


图 8 EWT 分量重构信号包络谱
Fig.8 Envelope spectrum of signal reconstructed by the components of EWT

由图 7 可知,重构后信号的冲击特性并不明显。图 8 包络谱谱线的峰值仍不够突出,无法提取到其调制边带和倍频成分。EWT 对噪声背景下轴承轻微故障特征提取不足。

采用 CASN-EWT 方法对振动信号进行分析。分解结果如图 9 所示。

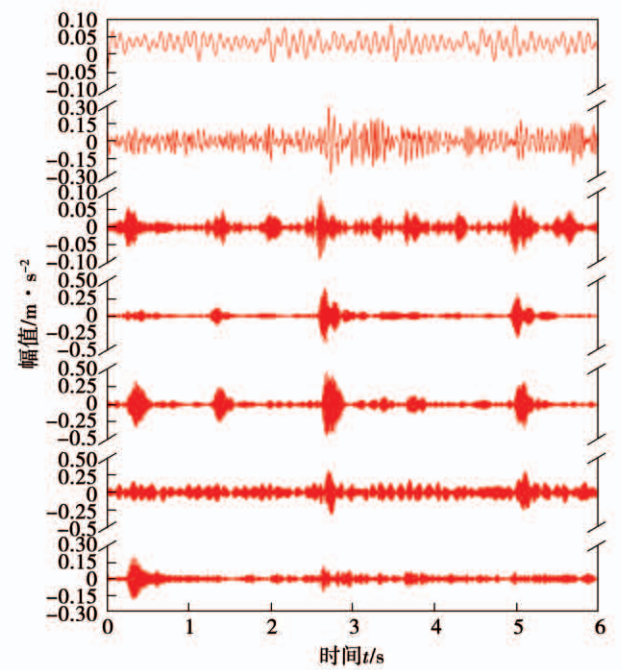


图 9 CASN-EWT 信号分解结果
Fig.9 Signal decomposition results of CASN-EWT

信号经 CASN-EWT 分解后,得到 7 个分量。表 3 为各分量的峭度值,选择峭度值较大的前 3 个分量进行重构,重构信号时域图及包络谱图如图 10 和图 11 所示。

表 3 信号 CASN-EWT 分解各分量峭度值
Tab.3 The kurtosis value of each component of signal after CASN-EWT decomposition

分量	外圈故障
1	4.0
2	5.6
3	19.6
4	11.8
5	4.2
6	9.6
7	6.0

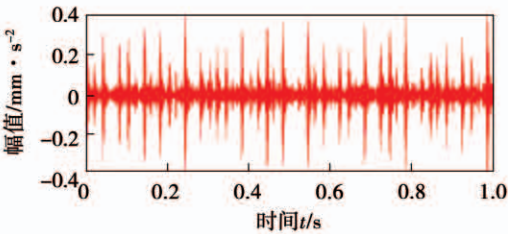


图 10 CASN-EWT 分量重构信号时域波形
Fig. 10 Time domain waveform of signal reconstructed by the components of CASN-EWT

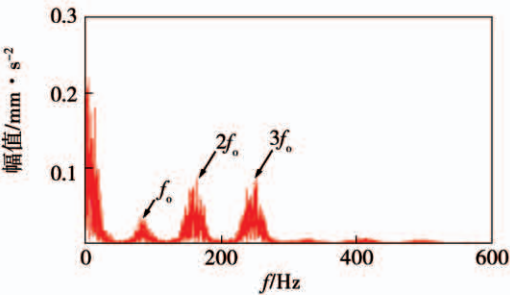


图 11 CASN-EWT 分量重构信号包络谱
Fig. 11 Envelope spectrum of signal reconstructed by the components of CASN-EWT

分析图 11 可知,经 CASN-EWT 分解重构后的

信号包络谱在外圈故障频率 f_0 、 $2f_0$ 及 $3f_0$ 处都有明显的谱峰,说明轴承外圈有故障。

2.2 NREL 数据分析

为进一步证实该方法对故障诊断的有效性,采用美国国家可再生能源实验室(National Renewable Energy Laboratory, NREL)“Gearbox Reliability Collaborative(GRC)”项目测试采集的风力机齿轮箱正常和故障加速度振动信号,采用改进方法展开分析^[18]。风力机齿轮箱箱体由 1 级行星轮系和 2 级定轴轮系构成。齿轮箱参数如表 4 所示。

测试样机安装于 NREL 试验风场内。其齿轮箱在运行期间发生油损事故。之后,NREL 将其拆卸并在实验室环境下分别采集其正常和故障状态下的振动信号加速度数据。齿轮箱内共布置 8 个加速度传感器^[18]。

位于传感器 AN4 附近第 2 级平行轮系主动轮处轴承因装配误差导致外圈损伤,如图 12 所示。因此,采用此处传感器采集的加速度振动信号作为分析对象。采样频率为 40 kHz,负载为 750 kW,采样时间为 6 s,行星轮轴承局部故障特征频率为 170 Hz。

表 4 齿轮箱参数

Tab. 4 Gearbox parameters

参数	第 1 级			第 2 级		第 3 级	
	内齿圈	行星轮	太阳轮	中速级主动轮	中速级从动轮	高速级主动轮	高速级从动轮
齿数	99	39	21	82	23	88	22
齿根直径/mm	1 047	372	186	678	174	440	100
螺旋斜角/(°)	7.5L	7.5L	7.5R	14R	14L	14L	14R
齿宽/mm	230	227.5	220	170	186	110	120
传动比	—	—	5.71	—	3.57	—	4.0

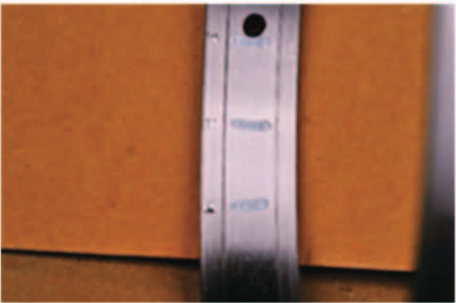


图 12 外圈故障
Fig. 12 Outer race fault

图 13 和图 14 分别为行星轮轴承外圈故障状态信号时域波形图及包络谱图。直接从时域图或包络谱图中并不能清晰提取出故障特征,对信号分别进行 EWT 分解并通过峭度准则筛选分量,重构信号时域图和包络谱图分别如图 15 和图 16 所示。

观察图 16 可知,经 EWT 分解后重构信号包络谱仅能找到接近故障特征频率 351 Hz 相对应的值,EWT 对于强噪声背景下的风力机齿轮箱轴承外圈轻微故障提取能力不足。

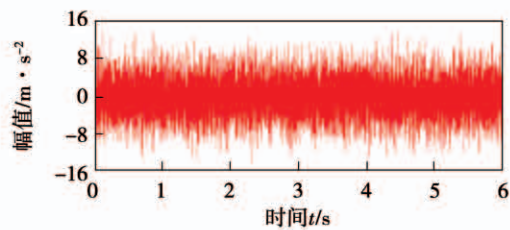


图 13 NREL 外圈故障信号时域波形图

Fig. 13 Time domain waveform of NREL outer race fault signal

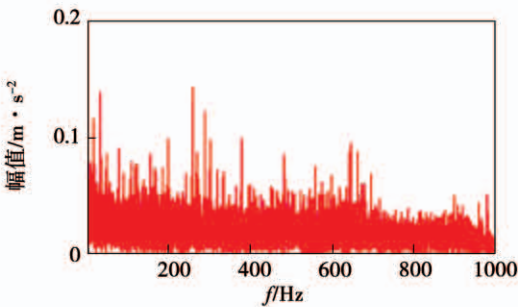


图 14 NREL 外圈故障信号包络谱

Fig. 14 Envelope spectrum of NREL outer race fault signal

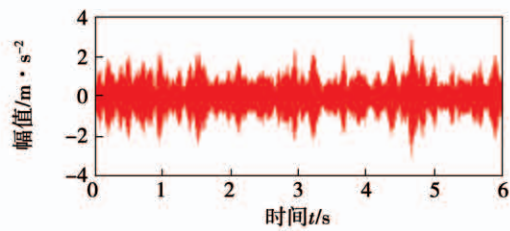


图 15 NREL 外圈故障经 EWT 分解重构信号时域波形图

Fig. 15 Time domain waveform of NREL outer race fault signal reconstructed by the components of EWT

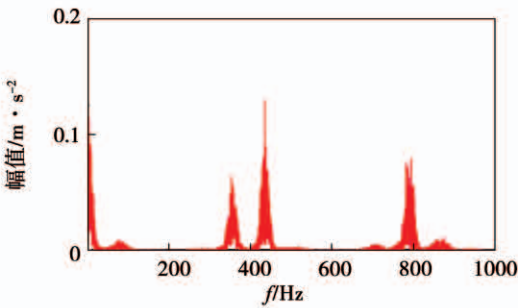


图 16 NREL 外圈故障经 EWT 分解重构信号包络谱

Fig. 16 Envelope spectrum of NREL outer race fault signal reconstructed by the components of EWT

采用 CASN-EWT 分解信号并经峭度准则进行重构,其时域波形图及包络谱图分别如图 17 和图 18 所示。

由图 18 可知,包络谱中可找到接近外圈故障特征频率 f_o' 、二倍频 $2f_o'$ 及三倍频 $3f_o'$,说明齿轮箱行星轮轴外圈存在故障。相较于图 16,CASN-EWT 方法能有效抑制强背景噪声实现故障特征提取。

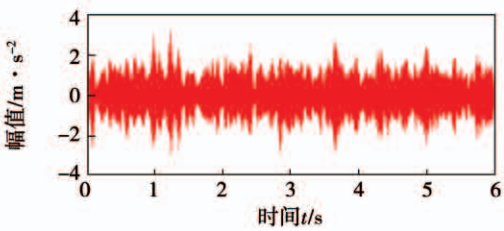


图 17 NREL 外圈故障经 CASN-EWT 分解重构信号时域波形图

Fig. 17 Time domain waveform of NREL outer race fault signal reconstructed by the components of CASN-EWT

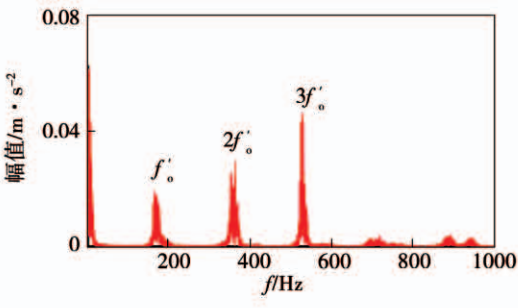


图 18 NREL 外圈故障经 CASN-EWT 分解重构信号包络谱

Fig. 18 Envelope spectrum of NREL outer race fault signal reconstructed by the components of CASN-EWT

3 结 论

风力机因其复杂在役环境,导致振动信号呈强烈非线性、非平稳特性。对于齿轮箱轴承轻微故障,信号特征常淹没于强背景噪声中,准确提取信号特征极为困难。本文对 EWT 分解方法进行改进,得到以下结论:

- (1) CASN 考虑信号冲击性和循环平稳性,代替傅里叶进行频带划分,并且通过局部极大值方法预估子带数量以及确定频带边界,避免有用信息被

剔除。

(2) 仅通过 EWT 分解后重构信号包络谱仅能找到接近故障特征频率 351 Hz 相对应的值;而经 CASN-EWT 分解方法重构信号的包络谱中可发现故障特征频率 f_0' 、二倍频 $2f_0'$ 及三倍频 $3f_0'$, 相较 EWT 分解方法, CASN-EWT 方法能更有效实现故障特征提取。

(3) 经 CASN 改进后的 EWT 分解方法不仅有效减弱模态混叠效应及端点效应, 极大提高 EWT 在噪声下分解信号的鲁棒性, 且有效去除噪声, 增强对原始信号特征信息的保留。

参考文献:

- [1] MICHAEL D, ATHANASIOS K. Partial discharge diagnostics in wind turbine insulation[J]. Journal of Zhejiang University, 2011, 12(6): 515–522.
- [2] HAMEED Z, HONG Y S, CHO Y M, et al. Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: a review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2007, 13(1): 1–39.
- [3] FRANK E, DAESUN M, SEOKIL A, et al. Wind turbine performance monitoring based on hybrid clustering method[J]. Lecture Notes in Electrical Engineering, 2013, 235(3): 317–325.
- [4] ZHANG Z Y, WANG K S. Wind turbine fault detection based on SCADA data analysis using ANN[J]. Advances in Manufacturing, 2014, 2(1): 70–78.
- [5] SAID G. A new ensemble empirical mode decomposition denoising method for seismic signals[J]. Energy Procedia, 2016, 97: 84–91.
- [6] PARK S, KIM S, CHOI J H. Gear fault diagnosis using transmission error and ensemble empirical mode decomposition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108: 262–275.
- [7] XING Z Q, QU J F, CHAI Y, et al. Gear fault diagnosis under variable conditions with intrinsic time-scale decomposition-singular value decomposition and support vector machine[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2017, 31(2): 545–553.
- [8] FENG Z P, LIN X F, MING J Z. Joint amplitude and frequency demodulation analysis based on intrinsic time-scale decomposition for planetary gearbox fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 11: 72–73.
- [9] CHEN X J, YANG Y M, YANG N. Feature extraction and fault diagnosis of wind power generator vibration signals based on empirical wavelet transform[J]. Journal of Vibroengineering, 2017, 19(3): 1745–1758.
- [10] RAHMOUNE C, MERAINANI B, BENAZZOUZ D, et al. Gear fault feature extraction and classification of singular value decomposition based on Hilbert empirical wavelet transform[J]. Journal of Vibroengineering, 2018, 20(4): 1603–1618.
- [11] 马增强, 李亚超, 刘政, 等. 基于变分模态分解和 Teager 能量算子的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2016, 35(13): 134–139.
- MA Zeng-qiang, LI Ya-chao, LIU Zheng, et al. Rolling bearings fault feature extraction based on variational mode decomposition and Teager energy operator[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(13): 134–139.
- [12] 钟先友, 赵春华, 陈保家, 等. 基于改进的本征时间尺度分解和基本尺度熵的齿轮故障诊断方法[J]. 中南大学学报, 2015, 46(3): 870–877.
- ZHONG Xian-you, ZHAO Chun-hua, CHEN Bao-jia, et al. Gear fault diagnosis method based on IITD and base-scale entropy[J]. Journal of Central South University, 2015, 46(3): 870–877.
- [13] 孙灿飞, 王友仁, 沈勇, 等. 基于参数自适应变分模态分解的行星齿轮箱故障诊断[J]. 航空动力学报, 2018, 33(11): 2756–2765.
- SUN Can-fei, WANG You-ren, SHEN Yong, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on adaptive parameter variational mode decomposition[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(11): 2756–2765.
- [14] 祝文颖, 冯志鹏. 基于改进经验小波变换的行星齿轮箱故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2193–2201.
- ZHU Wen-ying, FENG Zhi-peng. Fault diagnosis of planetary gearbox based on improved empirical wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2193–2201.
- [15] ANTONI J. The infogram: entropic evidence of the signature of repetitive transients[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 74: 73–94.
- [16] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999–4010.
- [17] Case Western Reserve University, Bearing Data Center Website [EB/OL]. 2013–08–16. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/home>.
- [18] NREL. Wind turbine gearbox vibration condition monitoring benchmarking datasets[R]. Colorado: National Renewable Energy Laboratory, 2012.

(丛敏编辑)