



基于经验小波变换与谱峭度的船舶轴系故障特征提取方法

何洋洋 王馨怡 董晶

Fault feature extraction method for marine shafting based on empirical wavelet transform-spectral kurtosis

He Yangyang, Wang Xinyi, Dong Jing

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.01771>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

船舶动力装置智能故障诊断技术的应用与展望

Application and prospects of intelligent fault diagnosis technology for marine power system

中国舰船研究. 2020, 15(1): 56-67 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.01679>

基于粗糙集和优化DAG-SVM的船舶主机故障诊断方法

Main marine engine fault diagnosis method based on rough set theory and optimized DAG-SVM

中国舰船研究. 2020, 15(1): 68-73 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.01650>

基于DPC-GMM算法的船舶燃油系统故障诊断

Fault diagnosis of ship fuel system based on DPC-GMM algorithm

中国舰船研究. 2018, 13(6): 147-153, 165 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.01262>

基于FSC-MPE与BP神经网络的滚动轴承故障诊断方法

Rolling bearing fault diagnosis method based on FSC-MPE and BP neural network

中国舰船研究. 2021, 16(6): 183-190 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.02158>

基于以太网的船舶电力系统动态电能质量监测与故障诊断系统设计

Design of dynamic power quality monitoring and fault diagnosis system of ship-power system based on Ethernet

中国舰船研究. 2018, 13(1): 120-126 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.2018.01.018>

基于晶闸管的自动调压变压器故障诊断技术

Fault diagnosis technology of automatic voltage regulating transformer based on thyristor

中国舰船研究. 2020, 15(1): 74-81, 106 <https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.01532>



扫码关注微信公众号，获得更多资讯信息

引用格式: 何洋洋, 王馨怡, 董晶. 基于经验小波变换与谱峭度的船舶轴系故障特征提取方法[J]. 中国舰船研究, 2020, 15(增刊 1): 98–106.

He Y Y, Wang X Y, Dong J. Fault feature extraction method for marine shafting based on empirical wavelet transform-spectral kurtosis[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2020, 15(Supp 1): 98–106.

基于经验小波变换与谱峭度的船舶轴系故障特征提取方法



扫码阅读全文

何洋洋^{*1,2}, 王馨怡^{1,2}, 董晶^{1,2}

1 电磁兼容性重点实验室, 湖北 武汉 430064

2 中国舰船研究设计中心, 湖北 武汉 430064

摘要: [目的] 为了解决船舶轴系振动信号的冗余信息过多、故障特征提取率较低等问题, 提出一种基于经验小波变换与谱峭度(EWT-SK)的故障特征提取方法。[方法] 首先, 利用经验小波变换(EWT)对原始信号进行处理, 以分离冗余振动成分, 从而解决经验模态分解(EMD)固有的端点效应和模态混叠问题; 然后, 基于谱峭度和相关系数, 筛选模态函数并进行重构, 以突出故障信息, 从而提高信噪比; 最后, 利用谱峭度获得最优带通滤波器的参数, 并对滤波之后的信号进行包络解调, 从而完成故障诊断。[结果] 根据实例分析验证结果: 在信号分解方面, EWT方法的特征提取稳定性和效率更高, 可以保证轴系故障信息的完整性; 在去噪效果方面, 采用EWT-SK方法之后, 故障信号的峭度值为4.761 6, 相关系数为0.708 8, 信噪比为3.762 4, 其表现优于EMD和变分模态分解(VMD)方法。[结论] EWT-SK方法具有良好的特征提取能力与噪声抑制能力, 适用于船舶轴系的故障诊断。

关键词: 经验小波变换; 谱峭度; 船舶轴系; 故障诊断

中图分类号: U664.21

文献标志码: A

DOI: [10.19693/j.issn.1673-3185.01771](https://doi.org/10.19693/j.issn.1673-3185.01771)

Fault feature extraction method for marine shafting based on empirical wavelet transform-spectral kurtosis

He Yangyang^{*1,2}, Wang Xinyi^{1,2}, Dong Jing^{1,2}

1 Science and Technology on Electromagnetic Compatibility Laboratory, Wuhan 430064, China

2 China Ship Development and Design Center, Wuhan 430064, China

Abstract: [Objectives] In order to solve the problems of redundant information and low fault feature extraction rate in the vibration signal of marine shafting, a fault feature extraction method based on empirical wavelet transform-spectral kurtosis (EWT-SK) is proposed. [Methods] First, the original signal is processed by empirical wavelet transform (EWT) to eliminate the excessive vibration components. This method solves the inherent defects of empirical mode decomposition (EMD) such as the endpoint effect and mode aliasing. Second, the modal function is reconstructed based on kurtosis and correlation coefficient, highlighting fault information and improving the signal-to-noise ratio. Finally, the optimal bandpass filter parameters are obtained by spectral kurtosis and used to design filters, then the filtered signal envelope is demodulated to realize fault diagnosis. [Results] According to the results of case analysis and verification, in the aspect of signal decomposition, EWT has higher stability and efficiency in feature extraction, enabling it to ensure the integrity of shafting fault information. In the aspect of the denoising effect, after using the EWT-SK method, the kurtosis value of the fault signal is 4.761 6, the number of the correlation coefficient is 0.708 8 and the signal-to-noise ratio is 3.762 4, which is better than EMD and variational mode decomposition (VMD). [Conclusions] The EWT-SK method has good feature extraction ability and noise suppression ability, making it suitable for the fault diagnosis of marine shafting.

Key words: empirical wavelet transform; spectral kurtosis; marine shafting; fault diagnosis

收稿日期: 2019-09-11

修回日期: 2019-12-07

网络首发时间: 2021-01-13 16:43

作者简介: 何洋洋, 男, 1993年生, 硕士, 助理工程师。

王馨怡, 女, 1994年生, 硕士, 助理工程师。

董晶, 女, 1990年生, 硕士, 工程师。

*通信作者: 何洋洋

0 引言

船舶轴系包含动力系统主轴、推力轴、中间轴以及艉轴(螺旋桨轴)等旋转机械系统^[1], 整体规模庞大且结构复杂, 各设备之间的耦合性较强。由于工作环境恶劣, 所以轴系易产生各类故障, 且诊断和维修的难度一般较高。目前, 基于船舶轴系的振动信号时、频域分析方法已逐步应用于船舶故障诊断领域, 但由于船舶的强背景噪声干扰, 复杂的传输路径以及信号采集、传递、衰减等因素影响^[2], 噪声干扰的幅值和能量将远远超过故障冲击信号。为了实现强背景噪声下的微弱特征信息提取, 需对振动信号进行降噪处理。

传统的共振解调方法一般基于经验和历史数据, 不仅存在带通滤波器的参数(例如中心频率、通带宽度)选择问题, 还存在效率低、不稳定等问题。Antoni^[3] 基于短时傅里叶变换(short-time fourier transform, STFT)和有限冲激响应(finite impulse response, FIR)滤波器提出了基于谱峭度(spectral kurtosis, SK)的分析方法, 通过采用 1/3-二叉树滤波器结构, 并以谱峭度划分最优带通滤波器的中心频率和带宽, 显著提高了故障检测效率; 然而, 该方法易受噪声影响, 并不适用于信噪比较低的信号或随机脉冲噪声信号。

在利用谱峭度在强背景噪声下进行特征信息提取方面, 相继有学者提出了很多改进方法。苏文胜等^[4] 提出了基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)与谱峭度的分析方法, 可以突出高频共振成分, 从而改善低频干扰的影响; 但由于 EMD 固有的模态混叠和端点效应问题, 其对低信噪比信号的处理效果较差, 且易出现故障辨别失效。程军圣等^[5] 和彭畅等^[6] 基于谱峭度分别在故障诊断中应用了局部均值分解(local mean decomposition, LMD)和集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)方法, 可以有效降低噪声干扰对谱峭度的影响; 但该类递归算法没有从根本上解决模态混叠的问题, 故仍未实现有效降噪, 且其计算量有所增加。马增强等^[7] 提出了变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)与谱峭度相结合的方法, 不仅克服了模态混叠问题, 还取得了良好的诊断效果; 但 VMD 存在模态数、惩罚因子以及时间步长等参数的设定问题, 所以无法实现自适应滤波降噪。Gilles^[8] 基于经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)提出了一种新型多分量信号分析方法, 通过结合经验模态分解和小波理论的优势,

不仅解决了 EMD 固有的端点效应和模态混叠问题, 还具有计算量小、可靠性高、自适应性强等优点。

鉴于船舶轴系振动信号是包含多个分量的复杂信号, 且具有非线性、非平稳性的特点, 本文拟提出经验模态分解与谱峭度(EMD-SK)相结合的特征提取方法: 首先, 利用 EWT 筛选出故障特征信息丰富的振动成分, 完成初步降噪; 其次, 依据谱峭度获取最佳带通滤波参数; 然后, 对带通滤波信号进行包络解调, 完成特征提取, 从而实现故障诊断; 最后, 对实例轴承信号进行对比分析, 用以验证本文方法的有效性。

1 经验小波变换的基本原理

经验小波变换是基于小波框架和窄带信号分析理论的多分量信号分解方法, 可以分离船舶轴系的复杂信号成分, 其主要思想是根据频域极值点来自适应划分傅里叶谱, 并通过构造正交小波滤波器组进行频谱滤波, 进而提取不同尺度的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)。

1.1 尺度函数和小波函数

假设信号角频率的取值范围是 $[0, \pi]$, 则 N 个单分量成分的信号需将傅里叶支撑 $[0, \pi]$ 分割为 N 个连续空间。设各区间边界为 ω_n , 即信号频谱内 2 个相邻极大值的中点, 其中 $n=1, 2, \dots, N$ 。以 ω_n 为中心, 定义如图 1 中阴影区所示的过渡段, 其宽度为 $T_n=2\tau_n$ 。将区间 $\Lambda_n=[\omega_{n-1}, \omega_n]$ 内的带通滤波器定义为经验小波, 则依据迈耶小波(Meyer wavelet)的构造方法, 即可得到经验小波的尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 。

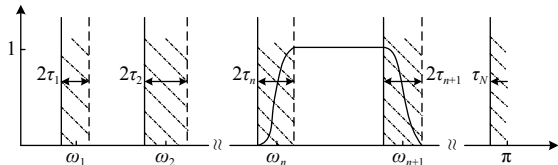


图 1 傅里叶轴的分割
Fig. 1 Partitioning of Fourier axis

1.2 频带边界角频率 ω_n

设信号 $f(t)$ 的傅里叶变换为 $F(\omega)$, 其中 t 为时间, $\omega \in [0, \pi]$ 。采用阈值法确定 $|F(\omega)|$ 的前 N 个极大值, 利用各极值的频域角频率 Ω_n , 即可求得频带边界角频率 ω_n 。

$$\omega_n = \frac{\Omega_{n+1} + \Omega_n}{2} \tag{1}$$

因此, 在傅里叶支撑 $[0, \pi]$ 范围内, EWT 通过

信号自身的频率特性定义了 N 个窄带带通滤波器,其上、下截止频率分别为 ω_{n+1} 和 ω_n ,且边界处满足起始点 $\omega_0=0$,终点 $\omega_N=\pi$,所以 EWT 分解算法具有很强的自适应性。

1.3 经验小波变换

参考经典小波变换方法,定义经验小波变换的细节系数 $W_f^e(n,t)$ 为信号 $f(t)$ 与小波函数 $\psi_n(t)$ 的内积,且近似系数 $W_f^e(0,t)$ 定义为信号 $f(t)$ 与尺度函数 $\phi_1(t)$ 的内积,则原信号 $f(t)$ 可重构为

$$f(t) = W_f^e(0,t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^e(n,t) * \psi_n(t) =$$
$$F^{-1} \left[\hat{W}_f^e(0,\omega) \hat{\phi}_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_f^e(n,\omega) \hat{\psi}_n(\omega) \right] \quad (2)$$

式中: $*$ 为卷积运算符; $F^{-1}[\]$ 为傅里叶逆变换; $\hat{W}_f^e(0,\omega)$, $\hat{\phi}_1(\omega)$, $\hat{W}_f^e(n,\omega)$, $\hat{\psi}_n(\omega)$ 分别为 $W_f^e(0,t)$, $\phi_1(t)$, $W_f^e(n,t)$, $\psi_n(t)$ 的傅里叶变换。

EWT 算法所分解的固有模态函数 $f_0(t)$ 和 $f_i(t)$ 分别为

$$f_0(t) = W_f^e(0,t) * \phi_1(t) \quad (3)$$

$$f_i(t) = W_f^e(n,t) * \psi_i(t), i \geq 1 \quad (4)$$

式中: $f_i(t)$ 为所分解的第 i 个模态函数; $\psi_i(t)$ 为相应的经验小波函数。

2 谱峭度理论

实船振动信号包含船体振动、结构激振、螺旋桨噪声等多类噪声信号,具有复杂性、随机性等特点。由于包络谱分析方法通常仅适用于窄带信号,所以为了实现船舶轴系故障诊断,本文将引入谱峭度理论,即通过检测最大脉冲分量所在的频带,为包络谱分析自适应选取最优的频带。将谱峭度值 $K_Y(f)$ 定义为某频率下信号概率密度函数的峰值度量,其本质是令谱峭度最大化的带宽与中心频率组合的寻优过程。根据傅里叶变换窗口内各频域的谱线峭度值,基于谱峭度对瞬态冲击的敏感性,即可实现故障冲击信息的检测和定位^[5]。

假设故障振动信号 $X(t)$ 基于 Wold-Cramer 分解的系统激励响应为 $Y(t)$,基于四阶谱阶距,其谱峭度 $K_Y(f)$ 为

$$K_Y(f) = \frac{S_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} - 2 \quad (5)$$

式中: $S_{2Y}(f)$ 和 $S_{4Y}(f)$ 分别为度量复包络能量的 2 阶和 4 阶瞬时矩。

在谱峭度图中,本文将以频率为横坐标,分解层数 k 为纵坐标,设定频率分辨率 $2^{-(k+1)}$,并将采用不同颜色表示不同分解层、不同频率处的谱峭度。谱峭度最大色块层数所在的频率即为共振解调技术带通滤波的最优中心频率,而横坐标长度即为最佳带宽,因此,基于该理论可以快速、准确地求得带通滤波器的设计参数。

3 基于 EWT 与谱峭度的特征提取方法

船舶轴系振动信号中包含多个分量的复杂随机信号,其能量弱、信噪比低,所以早期故障的特征信息常常淹没于强噪声干扰之中^[9]。由于传统共振解调方法存在滤波器参数选取困难的问题,且其在强背景噪声的干扰下,无法单独提取耦合于轴系振动信号中的准确周期故障信息,因此,本文将提出基于 EWT 与谱峭度的特征提取方法。首先,对原信号进行 EWT 分解,基于谱峭度和互相关系数筛选模态分量,用以削弱噪声,提高信噪比,从而避免不相关频段信息的干扰;然后,根据谱峭度准确定位瞬态成分所在的频带,获取客观滤波参数,从而避免人为因素的干扰。结合这 2 种方法,即可获得更好的噪声抑制效果和故障特征提取信息。如果将其应用于船舶轴系的故障诊断中,即可解决轴系故障特征信息被强背景噪声干扰而难以识别的问题,具体诊断步骤如图 2 所示。

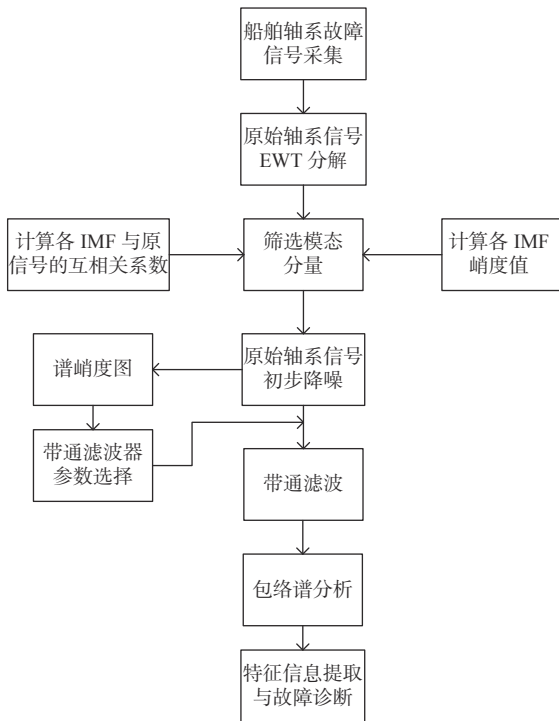


图 2 船舶轴系故障的诊断流程图
Fig. 2 Flow chart of marine shafting fault diagnosis

- 1) 对船舶轴系故障的原始采样信号进行 EWT 分解, 从而分离多成分振动信息;
- 2) 经 EWT 分解之后, 计算各模态函数的谱峭度值和互相关系数;
- 3) 筛选谱峭度值、互相关系数均较大的最优 IMF 分量, 并构成合成信号, 实现轴系信号的初步降噪;
- 4) 对初步降噪信号进行快速谱峭度计算, 获得带通滤波器的中心频率和带宽, 并基于该参数对初步降噪的轴系振动信号进行带通滤波;
- 5) 对滤波之后的信号进行包络解调, 从而提取轴承故障特征频率并开展故障诊断。

4 实例分析

为了模拟船舶轴系故障, 本文将以美国凯斯西储大学电气工程实验室的故障轴承模拟及采集装置(图 3)作为实例分析对象, 其加速度传感器分别安装于电机壳体的风扇端及驱动端。进行实船轴系数据采集时, 可以在主轴、推力轴、中间轴及艉轴等多处结构布置横向和纵向测点, 以便进一步对比分析。本实验轴承采用 SKF6205 型深沟球轴承, 轴承直径 D 为 39.04 mm, 滚动体直径 d 为 7.94 mm, 滚动体个数 Z 为 9, 接触角 α 为 0° 。实验过程中, 在轴承内圈人工布置了直径 0.177 8 mm、深度 0.279 4 mm 的单点故障。该装置的采样频率为 12 000 Hz, 电机负荷为 0.746 kW, 电机转速 n_c 为 1 772 r/min。

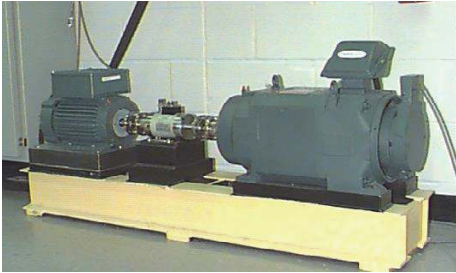


图 3 故障轴承模拟及采集装置图
Fig. 3 Diagram of fault bearing simulation and acquisition device

该装置轴承的转动频率 f_r 为

$$f_r = \frac{n_c}{60} \tag{6}$$

由式(6)可知, f_r 为 29.53 r/s。

根据轴承故障特征频率的经验公式, 内圈故障频率 f_{ic} 为 159.91 Hz, 其计算公式如下:

$$f_{ic} = 0.5Z \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_r \tag{7}$$

虽然实船轴系传感器的测点位置和能量传递损失与本实验装置存在一定差异, 且两者所提取

的周期振幅及高谱次频率也略有不同, 但其具体差值主要受实船主机缸数、螺旋桨叶片数等参数的影响, 因此, 本实验装置模拟的船舶轴系故障振动信号仍然具备有效性和参考性。

图 4 所示为轴承内圈故障信号的时域和频域波形: 在时域图中, 清晰地反映了周期性冲击故障, 但由于背景噪声的影响, 难以判断冲击间隔, 且故障信息也模糊不清; 在频域图中, 干扰谱线较多, 所以频率 $n_c f_{ic}$, $n_c f_r$ 均湮没于背景噪声之中。

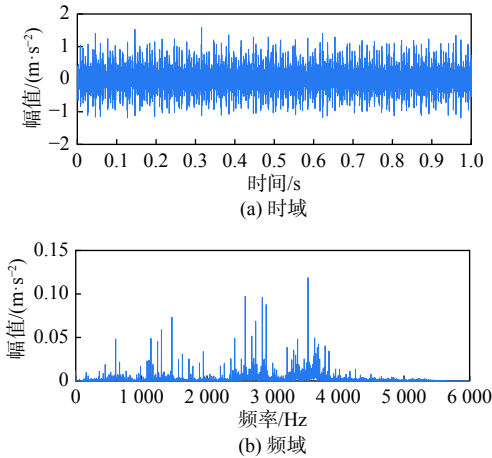


图 4 轴承内圈故障信号的时域、频域波形
Fig. 4 Waveform of fault signal bearing inner ring in time domain and frequency domain

4.1 信号分解对比

4.1.1 EMD 方法

采用 EMD 方法对轴承内圈的故障信号进行处理, 即可获得 12 个模态函数(IMF)和 1 个残余分量, 共计 13 阶模态。为便于描述, 本文仅列出了前 4 阶模态(IMF1, IMF2, IMF3, IMF4)的时域图和频域图, 如图 5 和图 6 所示。由于故障信号包含了大量的噪声成分, 在边界效应和其他因素的影响下, 进行经验模态分解时易发生模态混叠现象^[10]。图 6 中, IMF1 几乎涵盖了整个频率范围, IMF3 与 IMF4 的中心频率几乎重合。模态混叠将对各阶模态函数的物理意义判别产生影响, 对于复杂的实船振动信号而言, 这将导致部分特征信息的混叠、丢失问题。

4.1.2 VMD 方法

采用 VMD 方法对轴承内圈的故障信号进行处理, 其脱离了 EMD 循环筛分的分解方式, 可以在变分框架内通过搜寻非约束变分模型最优解^[11], 从而有效地分离各类频率成分。依据文献[11]的参数设定策略, 设定模态数为 4, 惩罚因子为 10 000, 时间步长为 0。故障信号经 VMD 方法处理之后, 共分解为 4 阶模态分量, 其时域图及频域图分别如图 7 和图 8 所示。

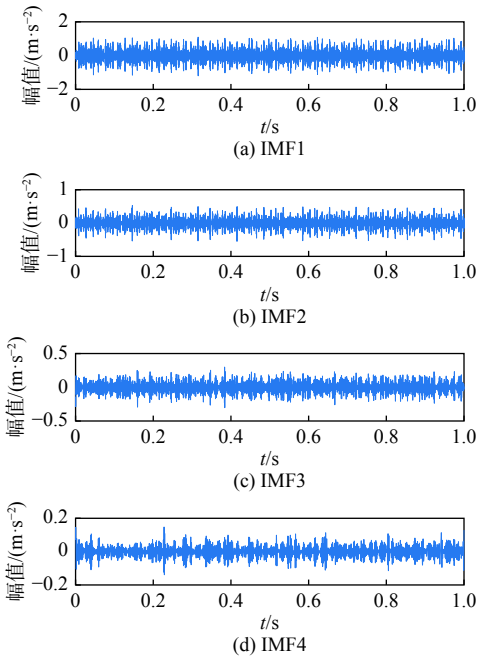


图 5 EMD 的前 4 阶模态时域图

Fig. 5 Time-domain graph of the first fourth order IMFs using EMD

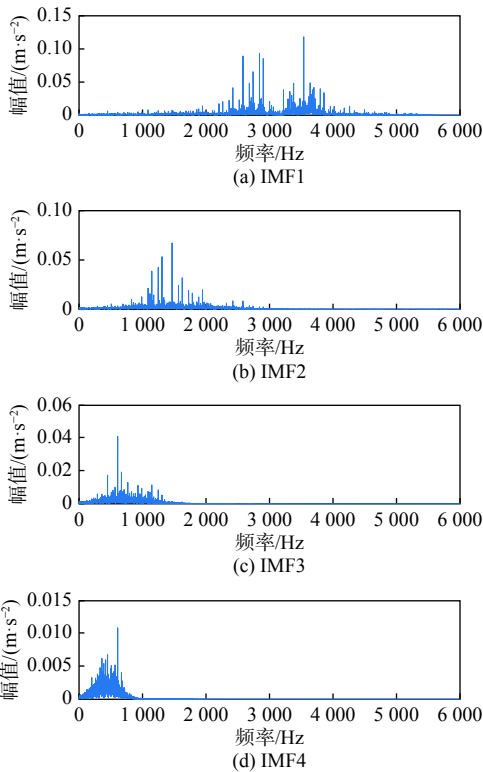


图 6 EMD 的前 4 阶模态频域图

Fig. 6 Frequency-domain graph of the first fourth order IMFs using EMD

由图 7 可知,各波形整体无明显的冲击脉冲,即各模态函数的谱峭度指标整体偏小,这将导致轴系故障信号中瞬变成分识别的可靠性有所降低。由图 8 可知,各模态的频域波形基本消除了模态混叠现象,各频段波形的层次清晰,可以用于下一步的信号特征提取。

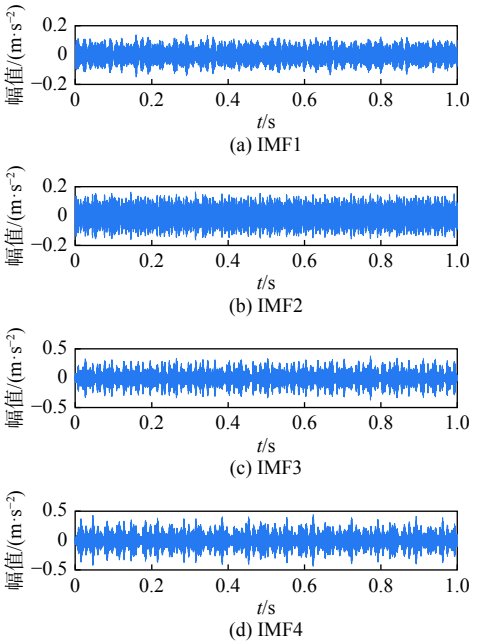


图 7 VMD 的模态函数时域图

Fig. 7 Time-domain graph of IMFs using VMD

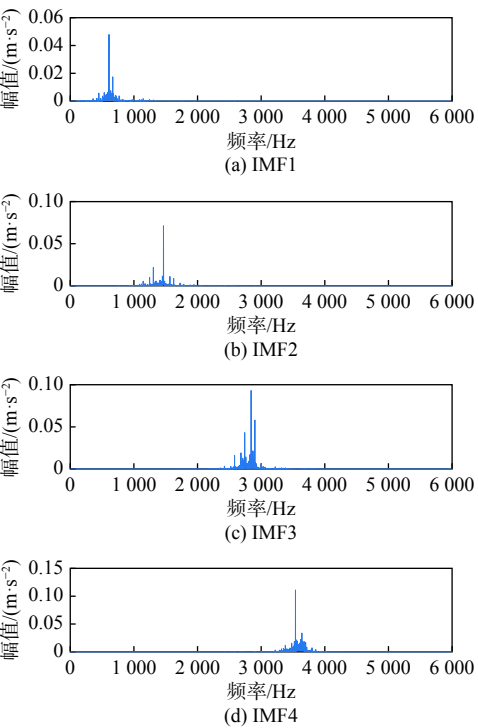


图 8 VMD 的模态函数频域图

Fig. 8 Frequency-domain graph of IMFs using VMD

4.1.3 EWT 方法

利用 EWT 方法处理故障信号时,其可以利用信号频域的稀疏特性,依据频域极大值自适应划分频带边界(图 9),从而保证模态函数为窄带信号。将傅里叶支撑 $[0, \pi]$ 分割为如图 9 所示的 4 个部分,则经验小波定义在各区间的 4 个带通滤波器(4 种颜色区分的线条)如图 10 所示。

经验小波变换之后,故障信号共分解为 4 个模态分量,其时域图及频域图分别如图 11 和图 12

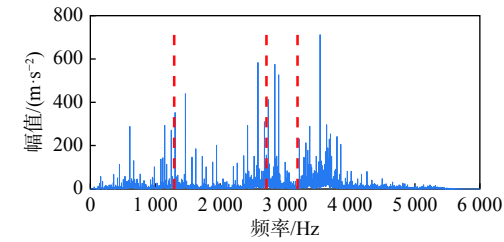


图 9 故障信号的 EWT 支撑边界

Fig. 9 EWT support boundary of fault signal

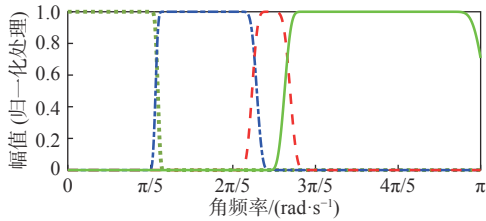


图 10 EWT 构造的带通滤波器幅频特性曲线

Fig. 10 Amplitude frequency characteristic curve of bandpass filter constructed by EWT

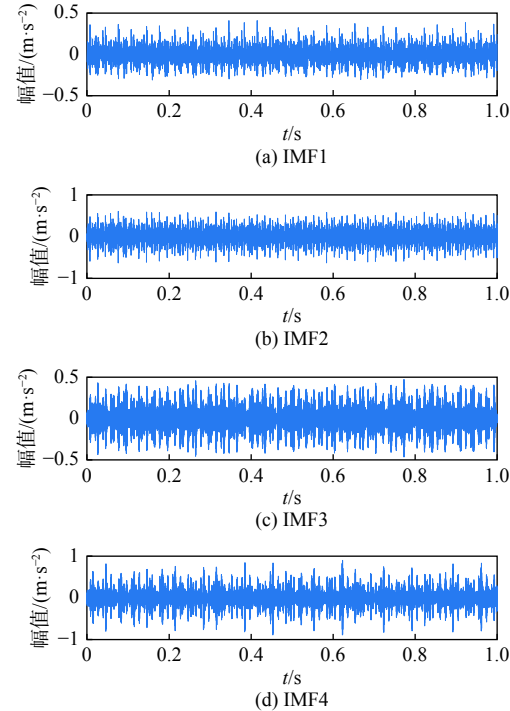


图 11 EWT 的模态函数时域图

Fig. 11 Time-domain graph of IMFs using EWT

所示。由图 11 可知, EWT 可以自动估算理想的分解层数, 从而获得比 EMD 更合理的模态函数, 故其各个模态的时域波形更清晰, 且周期性冲击序列的规律也更为明显。由图 12 可知, 该方法避免了经验模态分解方法中欠包络、过包络等引起的模态混叠问题, 且有效抑制了端点效应。由此可见, EWT 方法可以有效地剔除环境噪声, 故适用于船舶轴系故障的特征提取。

对比以上 3 种分解方法, 可以得出如下结论:

1) 对于多激励源的船舶轴系振动信号, EWT

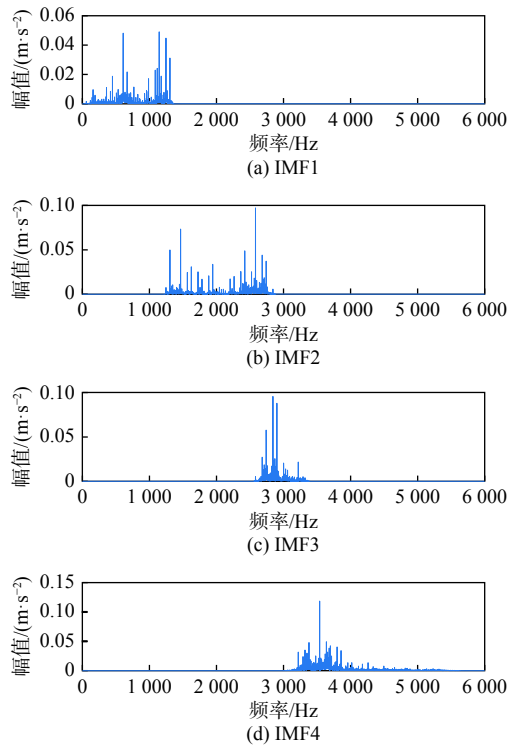


图 12 EWT 的模态函数频域图

Fig. 12 Frequency-domain graph of IMFs using EWT

的分解层数明显优于 EMD 和 VMD, 故其实际提取稳定性更高, 这与 EWT 根据频域极大值来自适应分割傅里叶谱有关。EWT 方法基于小波分析的理论框架, 解决了 EMD 缺乏严格数学基础的问题, 可以自适应确定模态函数的数量, 从而避免虚假模态干扰。虽然 VMD 可以通过预设模态分解层数 k 来进行最优化分解, 但还需解决船舶复杂轴系信号参数设定问题。

2) EWT 可以保证轴系故障信息的完整性。该方法通过构造一组正交小波滤波器组提取调幅调频 (AM-FM) 成分, 克服了 EMD 固有的端点效应及模态混叠缺陷, 避免了相同成分的信号信息干扰模态函数所致有效信息丢失问题, 从而明显提高了船舶轴系有效信号的估计质量和还原精度。

3) EWT 可以快速高效地提取轴系故障特征。VMD 需预先确定最佳模态数、二次惩罚因子和双重上升的时间步长, 且各模态的中心频率和带宽均需在变分模型中进行迭代求解; 而 EWT 采用自适应局部极大值划分了频带边界^[12], 通过较少的迭代次数显著降低了计算量, 故 EWT 方法的分解效率优于 VMD。

4.2 去噪效果分析

4.2.1 EMD-谱峭度 (EMD-SK)

根据 EMD 分解各模态函数的谱峭度和相关系数指标, 选取谱峭度与相关系数最大的 IMF1

和 IMF2 来构成筛选合成信号以完成初步降噪,这 2 个模态含有最多的故障冲击信息与轴系振动信号成分。根据合成信号即可求得谱峭度图,可知其最大峭度频带的中心频率为 1 750 Hz,频带宽度为 500 Hz,即谱峭度图确定的最优带通滤波器的范围是 [1 500, 2 000] Hz。在该频段范围内,信号的谱峭度最大,信噪比较高,包含了更多的故障冲击特征信息。基于该频段对初步降噪之后的信号进行带通滤波,其信号时域图和包络频谱如图 13 所示。

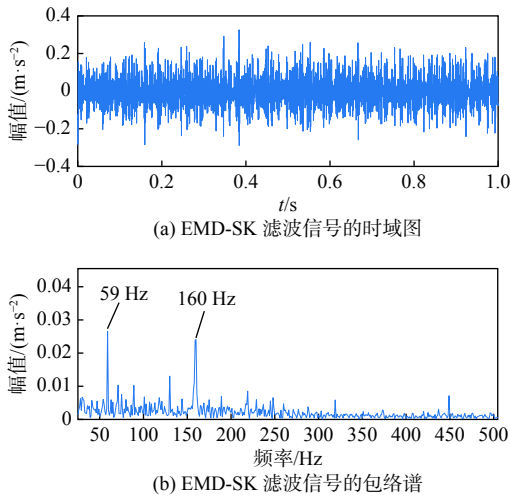


图 13 EMD-SK 滤波信号时域图及包络谱
Fig. 13 Time domain figure and envelope spectrum of signal filtered by EMD-SK

经 EMD-SK 滤波之后,虽然在包络频谱中可以辨别轴承二倍转频 $2f_r$ 和内圈故障特征频率 f_{ic} ,但由于混杂的噪声干扰,信号频谱的整体分辨率较低,且特征频率 f_{ic} 的倍频信息较模糊,所以船舶轴系故障诊断的可信度与准确度也相对较低。

4.2.2 VMD-谱峭度 (VMD-SK)

依据峭度及相关系数指标,选取最优分量 IMF3 和 IMF4 来构成筛选合成信号。通过该信号进行谱峭度分析,由谱峭度图即可自适应确定最优带通滤波器的范围是 [4 500, 6 000] Hz。对滤波之后的信号进行包络解调,其时域图和包络频谱如图 14 所示。

对比 EMD-SK 的分解结果,VMD-SK 筛选合成信号的时域波形更清晰,振动规律较明显,且部分噪声也得到了抑制。在包络频谱中可以观察到一倍和二倍转频($f_r, 2f_r$),且轴承内圈的特征频率 f_{ic} 及其二倍频幅也更为凸显,但其故障特征的高倍频对比度较低。究其原因,在实际轴系故障诊断中,测点位置及能量传递损失等条件干扰将对强背景噪声的信号诊断结果造成影响。

4.2.3 EWT-谱峭度 (EWT-SK)

EWT 分解模态函数的参数指标如表 1 所示,

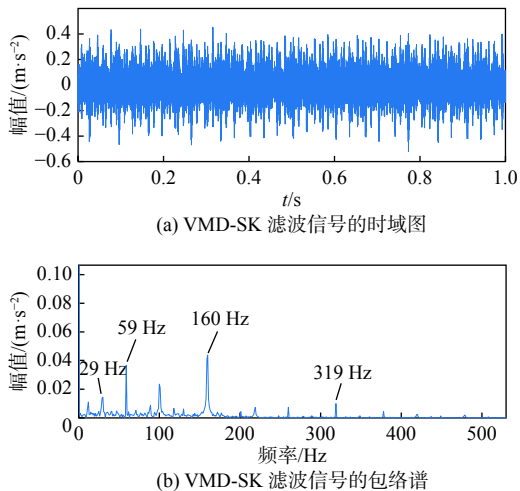


图 14 VMD-SK 滤波信号时域图及包络谱
Fig. 14 Time domain figure and envelope spectrum of signal filtered by VMD-SK

根据峭度和相关系数选取了最优分量 IMF2 和 IMF4,以保留更多的故障冲击信息,进而完成振动数据的初步降噪。由于 EWT 处理轴系故障信号时存在去噪不完全、特征信息识别不稳定等问题,故需基于谱峭度图开展进一步处理。谱峭度图横坐标为频率,纵坐标为分解层数 k ,如图 15 所示,当分解层数(窗长)为 3 时,在 [0, 750] Hz 频带(中心频率 $f_c=375$ Hz)存在最大谱峭度值 $K_{\max}$ (无量纲参数),据此即可确定共振解调最优带通滤波器的参数。对滤波之后的信号进行包络谱分析,其时域图和包络图如图 16 所示。

表 1 EWT 分解模态函数的参数
Table 1 The IMFs' parameters of EWT

模态	峭度	相关系数
IMF1	3.588 6	0.333 1
IMF2	4.154 9	0.543 7
IMF3	3.669 8	0.440 4
IMF4	5.297 2	0.351 7

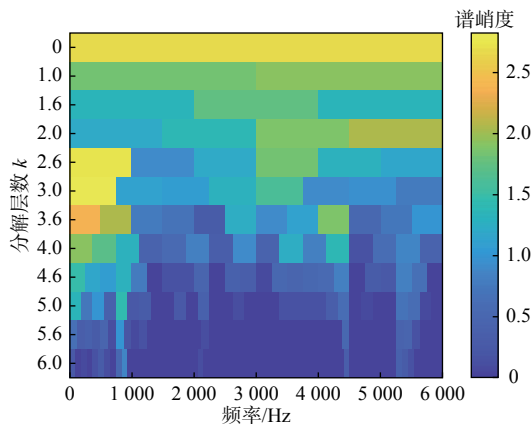


图 15 EWT 重构信号的谱峭度图
Fig. 15 Spectral kurtosis figure of EWT reconstructed signal

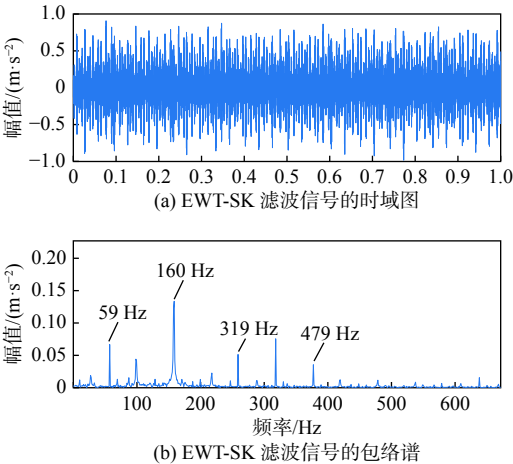


图 16 EWT-SK 滤波信号时域图及包络谱

Fig. 16 Time domain figure and envelope spectrum of signal filtered by EWT-SK

根据时域图和包络谱,可以对 3 种方法的去噪效果进行定性评估。与 EMD-SK 和 VMD-SK 相比, EWT-SK 的分解时域波形受噪声干扰的影响较小,故其轴系振动冲击的特征也更为明显。在包络频谱中,较大幅值谱线位于轴承内圈特征频率 f_{ic} 及其二倍、三倍频率处,可以有效地诊断轴承内圈故障,且二倍转频($2f_r$)也得到了凸显,所以故障特征的整体幅值略高于 EMD 与 VMD,从而证明了采用 EWT-SK 方法提取船舶轴系故障信号微弱特征信息的有效性。

表 2 所示为 3 种特征提取方法的降噪对比结果,由表 2 可知,经 EWT-SK 方法降噪之后的谱峭度值最大,这反映了滤波信号中含有较为丰富的轴系故障周期性特征信息; EWT-SK 方法的相关系数最高,这代表了该信号与原始信号具有较高的相关性^[13],故可降低异常非相关噪声对船舶故障诊断的干扰; EWT-SK 方法的信噪比最高,这表明了该方法具有较强的噪声抑制能力。因此,本文提出的 EWT-SK 方法可以剔除船舶的强背景噪声,并且快速、准确、稳定地筛选故障特征信息,具备实船适用性。

表 2 3 种方法的降噪对比结果			
特征提取方法	评价指标		
	峭度	相关系数	信噪比
EMD-SK	3.325 5	0.212 2	2.349 9
VMD-SK	3.299 4	0.620 3	2.457 9
EWT-SK	4.761 6	0.708 8	3.762 4

5 结 论

针对船舶轴系的多成分复杂信号的故障诊断

问题,本文提出了基于经验小波变换与谱峭度的特征提取方法, EWT 方法可以分离船舶的冗余振动成分并实现初步降噪,谱峭度可以定位轴系的瞬态冲击分量,从而分离故障特征频段。通过实例验证分析,得到如下结论:

- 1) EWT 可以在小波框架下自适应划分频谱,根据实船轴系振动信号的特点来分离模式函数,在保留特征信息的同时也具有明确的物理意义,从而解决了 EMD 固有的端点效应和模式混叠问题。同时,较少的迭代次数也显著降低了计算工作量,不仅提高了分解效率,也避免了难以解释的虚假模式,从而提高了船舶轴系复杂信号的分解可靠性。
- 2) 通过结合谱峭度、相关系数指标来筛选本征模式函数,不仅避免了盲目取舍模式函数所导致的故障特征丢失问题,还可以突出船舶故障信息,进而提高信噪比。
- 3) 谱峭度解决了传统共振解调中的参数选取问题,可以快速定位、度量船舶轴系故障信号中的瞬态冲击信息,不仅保留了较多的故障特征,还避免了故障冲击频段之外的噪声干扰,从而提高了诊断精度。
- 4) EWT 与谱峭度相结合的方法解决了低信噪比条件下谱峭度故障信息提取率低、稳定性差的问题,具有自适应性好、鲁棒性强、模式分解能力高等优点,可为船舶轴系振动信号的故障特征提取提供参考。

参考文献:

[1] 董晨辰. 基于数据驱动的船舶旋转机械故障诊断方法研究及应用 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.
DONG C C. The research and application of fault diagnosis of ship rotation machinery based on data driven methods[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016 (in Chinese).

[2] 吕跃刚, 何洋洋. EWT 和 ICA 联合降噪在轴承故障诊断中的应用 [J]. 振动与冲击, 2019, 38(16): 42–48, 70.
LV Y G, HE Y Y. Application of an EWT-ICA combined method in fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(16): 42–48, 70 (in Chinese).

[3] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(1): 108–124.

[4] 苏文胜, 王奉涛, 张志新, 等. EMD 降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用 [J]. *振动与冲击*, 2010, 29(3): 18–21.
SU W S, WANG F T, ZHANG Z X, et al. Application of EMD denoising and spectral kurtosis in early fault

- diagnosis of rolling element bearings[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2010, 29(3): 18–21 (in Chinese).
- [5] 程军圣, 杨怡, 杨宇. 基于 LMD 的谱峭度方法在齿轮故障诊断中的应用 [J]. 振动与冲击, 2012, 31(18): 20–23, 54.
- CHENG J S, YANG Y, YANG Y. Application of spectral kurtosis approach based on local mean decomposition (LMD) in gear fault diagnosis[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, 31(18): 20–23, 54 (in Chinese).
- [6] 彭畅, 柏林, 谢小亮. 基于 EEMD、度量因子和快速峭度图的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2012, 31(20): 143–146.
- PENG C, BO L, XIE X L. Fault diagnosis method of rolling element bearings based on EEMD, measure-factor and fast kurtogram[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, 31(20): 143–146 (in Chinese).
- [7] 马增强, 李亚超, 阮婉莹, 等. 基于变分模态分解和谱峭度法的滚动轴承故障特征提取 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(11): 1782–1787.
- MA Z Q, LI Y C, RUAN W Y, et al. Rolling bearing fault feature extraction based on VMD and spectral kurtosis[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(11): 1782–1787 (in Chinese).
- [8] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999–4010.
- [9] 魏高飞, 张丹瑞. 基于局域均值分解的船舶轴系故障特征分析 [J]. 上海船舶运输科学研究所学报, 2019, 42(1): 27–32.
- WEI G F, ZHANG D R. Fault feature analysis of ship shafting based on local mean decomposition[J]. *Journal of Shanghai Ship and Shipping Research Institute*, 2019, 42(1): 27–32 (in Chinese).
- [10] 何洋洋, 吕跃刚, 刘俊承. 基于 VMD 与粒子滤波的滚动轴承故障诊断 [J]. 可再生能源, 2019, 37(1): 126–131.
- HE Y Y, LYU Y G, LIU J C. Fault diagnosis of rolling bearing based on VMD and particle filter[J]. *Renewable Energy Resources*, 2019, 37(1): 126–131 (in Chinese).
- [11] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73–81.
- TANG G J, WANG X L. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015, 49(5): 73–81 (in Chinese).
- [12] 田晶, 王英杰, 刘丽丽, 等. 基于 Birge-Massart 阈值降噪与 EEMD 及谱峭度的滚动轴承故障特征提取 [J]. 航空动力学报, 2019, 34(6): 1399–1408.
- TIAN J, WANG Y J, LIU L L, et al. Fault feature extraction of rolling bearing using Birge-Massart threshold denoising with EEMD and spectral kurtosis[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2019, 34(6): 1399–1408 (in Chinese).
- [13] 胡泽超, 何琳, 徐伟, 等. 船舶推进轴系纵向振动共振转换器的优化设计 [J]. 中国舰船研究, 2019, 14(1): 107–113.
- HU Z C, HE L, XU W, et al. Optimization design of resonance changer for marine propulsion shafting in longitudinal vibration[J]. *Chinese Journal of Ship Research*, 2019, 14(1): 107–113 (in Chinese).