

自适应经验小波塔式分解的齿轮微弱故障诊断方法^{*}

邓飞跃^{1,2†} 丁浩¹ 刘永强^{1,2}

(1. 石家庄铁道大学 省部共建交通工程结构力学行为与系统安全国家重点实验室, 石家庄, 050043)

(2. 石家庄铁道大学 机械工程学院, 石家庄, 050043)

摘要 针对强背景噪声下齿轮微弱故障特征难以有效提取的问题, 本文提出了一种基于自适应经验小波塔式分解的齿轮故障诊断方法. 首先, 在齿轮故障信号傅立叶变换基础上, 通过设定分解层数对信号频谱进行有效划分, 进行经验小波变换; 然后进一步提出时-频峭度指标, 绘制信号在不同分解层数下各分量信号的时-频峭度图, 确定所感兴趣的最优共振频段范围; 最终得到最优单分量信号, 利用包络解调分析提取齿轮微弱故障特征. 采用所提方法对齿轮故障信号进行分析, 结果表明该方法可以有效提取齿轮微弱故障特征, 而传统经验小波方法因为受强背景噪声影响较大, 无法准确提取齿轮微弱故障特征信息.

关键词 齿轮, 经验小波变换, 特征提取, 微弱故障, 包络解调

DOI: 10.6052/1672-6553-2020-033

引言

齿轮箱是旋转机械中的关键部件之一, 担负着连接和传递动力的重要功能. 实际工程中, 齿轮故障占齿轮箱故障的很大比重, 并且其故障信号呈现非线性非平稳特征, 表现出强烈的调制现象, 加上振动传递路径复杂、背景噪声干扰严重、多种故障因素相互耦合的影响, 使得齿轮早期微弱故障诊断难度较大^[1,2].

传统的齿轮故障信号处理方法中, Fourier 变换方法无法兼顾信号在时域和频域内的局部化特征; STFT 方法因其窗函数固定, 只适合分析缓变信号; WVD 方法在分析多分量信号时会产生交叉项干扰; 小波变换方法分析非平稳信号时自适应性欠佳. 经验模态分解 (Empirical mode decomposition, EMD) 方法可以将非平稳信号自适应分解为若干个本征模式函数 (Intrinsic mode function, IMF), 进而提取信号中的故障特征, 但该方法缺乏完备的理论基础, 存在模态混叠、端点效应等问题^[3].

经验小波变换 (Empirical wavelet transform, EWT) 通过融合 EMD 自适应性和小波理论框架, 具备完备的理论基础, 得到了国内外学者的广泛应用: 李志农^[4], Hongrui Cao^[5], Kedadouche^[6] 等将该

方法分别用于转子、轴承等典型旋转机械的故障诊断. 但是, 传统 EWT 是根据信号频谱中局部极值点来分割频谱区间, 极易受到信号中强背景噪声造成的高幅值杂频成分的干扰. 基于此, 陈志新^[7]以方差为衡量标准对信号进行多次 EWT, 直至模态分量信号满足预先设定的自相关函数阈值; 祝文颖^[8]通过计算 EWT 后模态分量的瞬时频率, 来选择最优的模态分量信号. 上述方法拓展了 EWT 的应用, 但未改进 EWT 中频谱分割方式. Tu^[9]对信号进行顺序统计滤波后, 通过识别信号包络中的有用峰值来改进频谱分割方式; Pan^[10]则提出先采用基于数据驱动的频谱尺度空间表示方法来处理信号, 再根据局部极值来划分频谱. 这些方法通过对信号进行预处理, 改进了原有的频谱划分方式, 取得了良好的效果, 具有较好的借鉴意义.

基于上述分析, 本文提出了一种新的经验小波塔式分解方法. 该方法不再以局部极值点作为划分信号频谱区间的依据, 而是通过对信号频谱进行更为细致的塔式分割来选取频谱区间. 同时基于信号时域和频域分析, 提出了一种新的时-频峭度指标来自适应选取最优的模态分量信号. 实验结果表明, 该方法可有效用于齿轮早期微弱故障的准确诊断.

2019-06-26 收到第 1 稿, 2020-03-16 收到修改稿.

^{*} 国家自然科学基金资助项目 (11802184), 河北省自然科学基金资助项目 (E2019210049).

[†] 通讯作者 E-mail: dengfy@stdu.edu.cn

1 经验小波塔式分解

1.1 传统经验小波变换

若信号 $x(t)$ 由 N 个调幅-调频 (AM-FM) 分量组成, 为了将各分量信号全部提取出来, EWT 首先将原信号频谱划分为 N 个连续区间, 然后通过构建小波滤波器组, 对各区间进行正交经验小波变换来提取具有紧支频谱的 AM-FM 分量.

设定 $x(t)$ 频谱范围为 $[0, \pi]$, N 个连续区间表示为 $\Lambda_n = [w_{n-1}, w_n]$ ($n = 1, 2, \dots, N$), 除去频谱自身边界点 0 和 π 外, 仍需确定 $N-1$ 个边界点才能完整分割信号频谱. 传统 EWT 方法通过寻找信号频谱中 $N-1$ 个局部极大值点来划分频谱边界. 显然在传统 EWT 方法中, 信号频谱中局部极大值点的分布情况直接决定了频谱区间的划分. 如果存在强背景噪声造成的频率极大值点, 则会严重干扰频谱区间的正常划分, 影响提取模态分量信号的准确性.

1.2 经验小波塔式分解

经验小波塔式分解在继承传统经验小波变换的基础上, 不再以频率极大值作为信号频谱分割的依据, 而是通过设定分解层数来分割信号频谱区间. 若 $x(t)$ 分解层数为 K , 则原信号频谱 $[0, \pi]$ 被重新平均分割为 K 个连续频谱区间, 表示为 $\Lambda_n = [w_n, w_{n+1}]$ ($n = 1, 2, \dots, K$), 频谱区间分割情况如图 1 所示, 各频谱区间整体满足

$$\bigcup_{n=1}^K \Lambda_n = [0, \pi] \quad (1)$$

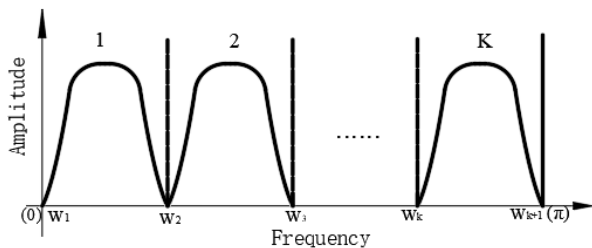


图1 信号频谱 K 个分割区间

Fig.1 K segmentations of signal frequency spectrum

实际应用中, 通过设定分解层数 K , 可以得到每一层中各个频谱区间的频率带宽为:

$$B = f_s / (2K) \quad (2)$$

式中, f_s 为信号的采样频率. 通过调节 K 值, 频谱区间范围可以灵活调整, 能对信号频带进行任意区间细分, 实现对感兴趣频谱区间的精确提取.

信号频谱分割区间确定后, 根据 Meyer 小波构造方法构造经验尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和经验小波函数

$\hat{\psi}_n(\omega)$. 经验小波变换后的近似系数和细节系数分别表示如下:

$$W_f^e(0, t) = \langle x, \phi_1 \rangle = \int x(\tau) \overline{\phi_1(\tau - t)} d\tau \quad (3)$$

$$= F^{-1}[x(\omega) \hat{\phi}_1(\omega)]$$

$$W_f^e(n, t) = \langle x, \psi_n \rangle = \int x(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau \quad (4)$$

$$= F^{-1}[x(\omega) \hat{\psi}_n(\omega)]$$

据此, 原信号可以重构为:

$$x(t) = W_f^e(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^e(n, t) * \psi_n(t) \quad (5)$$

$$= F^{-1}[\hat{W}_f^e(0, \omega) \hat{\phi}_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_f^e(n, \omega) \hat{\psi}_n(\omega)]$$

其中, 符号“*”表示卷积, $\hat{W}_f^e(0, \omega)$ 和 $\hat{W}_f^e(n, \omega)$ 分别是 $W_f^e(0, t)$ 和 $W_f^e(n, t)$ 傅里叶变换后结果. $x_k(t)$ 可以重新定义为:

$$\begin{cases} x_0(t) = W_f^e(0, t) * \phi_1(t) \\ x_k(t) = W_f^e(k, t) * \psi_k(t) \end{cases} \quad (6)$$

最终, 信号 $x(t)$ 分解为 K 个模态分量信号之和

$$x(t) = \sum_{k=0}^{K-1} x_k(t) \quad (7)$$

2 经验小波塔式分解方法的应用

通过设定分解层数 K , 本文所提方法可以对信号频谱区间进行灵活划分. 但是, 在实际用于齿轮故障信号诊断中, 仍需要确定信号频谱划分中最优频段的位置, 找到所感兴趣的最优共振频段区间.

逐层平均划分信号频谱的方式很容易将信号共振区间切割, 并且划分频谱效率较低. 本文借鉴 Antoni^[11] 谱峭度 Kurtogram 方法分解信号的方式, 对信号频谱进行相同形式的层数分解. 在此基础上, 本文提出了一种信号时-频峭度指标来表征频谱分割后各个单分量信号的故障特征强弱, 得到类似于谱峭度 Kurtogram 的信号时-频峭度图, 经过比较分析, 确定最优的共振频段范围, 进而提取出最优的单分量信号.

2.1 时-频峭度指标

峭度指标常用于表征信号中故障冲击特征的大小. 然而, 时域波形峭度会受到信号中噪声极值点的影响, 而且未考虑齿轮故障信号中的冲击成分的周期性. 因此, 仅采用时域波形峭度指标分析齿轮故障特征强弱不够全面. 本文分别从信号时域和频域角度出发, 选择信号包络峭度指标和包络谱稀

疏度指标,通过融合这两种指标构造出一种新的时-频峭度指标.该指标能够较为全面、有效地表征信号中故障特征信息的强弱.

设 $\{x_1(t), x_2(t), \dots, x_K(t)\}$ 是齿轮振动信号 $x(t)$ ($t = 0, 1, 2, \dots, N-1$)经过 K 层经验小波塔式分解得到各个单分量信号,第 i 个分量信号的包络峭度指标 S_{ti} 及包络谱稀疏度指标 S_{fi} 分别表示如下:

$$S_{ti} = \frac{E\{[x_{envi}(t) - u_i]^4\}}{\delta_i^4} \quad (8)$$

$$S_{fi} = \frac{E\{[X_i(f) - u_f]^4\}}{\delta_f^4} \quad (9)$$

其中, $x_{envi}(t)$, $X_i(f)$ 分别是 $x_i(t)$ 的包络和包络谱信号; δ_i, δ_f 分别为 $x_{envi}(t)$ 和 $X_i(f)$ 的标准差, $E\{\}$ 代表期望运算. K 个单分量信号的包络峭度和包络谱峭度分别为 $S^1 = \{S_1^1, S_2^1, \dots, S_K^1\}$ 和 $S^2 = \{S_1^2, S_2^2, \dots, S_K^2\}$.归一化处理后,分别计算两指标的权重系数如下

$$W^n = \frac{1/\delta^n}{1/\delta^1 + 1/\delta^2} \quad (10)$$

其中, δ^1 和 δ^2 分别是 $S^1 = \{S_1^1, S_2^1, \dots, S_K^1\}$ 和 $S^2 = \{S_1^2, S_2^2, \dots, S_K^2\}$ 的标准差.最终,信号 $x_i(t)$ 的时-频峭度指标表示如下

$$S_{fi} = W^1 S_i^1 + W^2 S_i^2 \quad (11)$$

上述式中, $n = 1, 2$; $i = 1, 2, \dots, K$.

2.2 齿轮故障诊断

利用本文所提的经验小波塔式分解方法对齿轮微弱故障进行诊断,具体步骤如下:

1) 设置最大分解层数 $K_{\max}$.借鉴信号谱峭度Kurtogram划分方式,对齿轮信号频谱依次进行2, 4, 6, 8, $\dots, K_{\max}$ 层经验小波塔式分解,得到各层中各个单分量信号.

2) 根据本文2.1节理论,分别计算各层中不同单分量信号的时-频峭度指标,得到经验小波塔式分解后时-频峭度图.

3) 根据时-频峭度图,寻找感兴趣的最优共振频段的位置,确定所要分解的最佳频带频率范围,进而分解得到最优的单分量信号.

4) 对最优分量信号进行包络解调分析,提取齿轮故障特征信息,最终实现齿轮微弱故障诊断.

3 齿轮故障信号分析

实测齿轮故障实验中,齿轮箱采用一级直齿轮传动结构,在轴承座处布置有加速度传感器,采样

频率5120Hz.输入轴小齿轮和输出轴大齿轮齿数分别为55、75,从动齿轮上分别加工出微小凹痕的点蚀故障和断齿故障,如图2所示.电机转速为870r/min,齿轮箱输入、输出轴转频分别为 $f_i = 14.5\text{Hz}$, $f_o = 10.63\text{Hz}$,齿轮啮合频率为797.5Hz.



图2 故障齿轮

Fig.2 The defective gears

3.1 齿轮点蚀故障分析

齿轮点蚀故障信号如图3所示,时域波形中只存在少量的冲击成分,频谱中较为明显的频率成分是463Hz,与两齿轮啮合频率并不对应.信号的直接包络谱分析结果如图4所示,没有发现明显的转频及倍频成分.由此可见,该齿轮点蚀故障特征较为微弱,传统包络解调方法无法诊断.

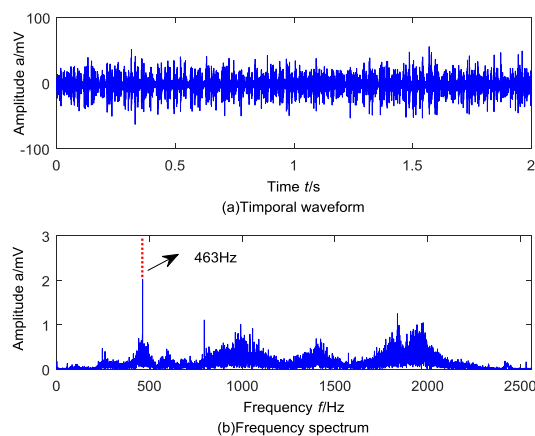


图3 齿轮点蚀故障信号

Fig.3 Gear pitting fault signal

由于故障齿轮所在轴转频10.63Hz较小,为保证频带中包含相应的故障特征信息,本文设置信号频谱分割后频带最小带宽为转频的15倍,因此最大分解层数为 $K_{\max} = 5120 / (2 \times 15 \times 10.63) \approx 16$.经验小波塔式分解后,求得时-频峭度图如图5所示.图中,根据上下不同分解层数中时-频峭度指标大小,确定虚线方框内为最优共振频带,频带范围为 $B_{best} = [1600, 1760]\text{Hz}$,得到最优分量信号波

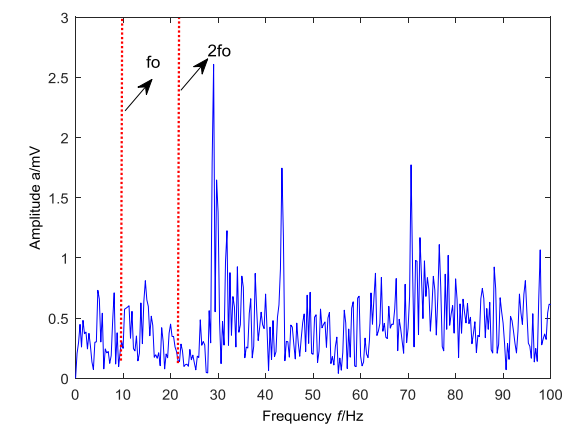


图4 齿轮点蚀故障信号包络谱
Fig.4 The envelope spectrum of gear pitting fault signal

形及包络谱如图 6 所示.相比图 3(a)中原信号波形,时域信号中故障脉冲更为明显,包络谱中清晰地提取出故障齿轮所在轴的转频及二倍频成分,说明从动齿轮出现故障.为了进一步证实所提方法的准确性,我们在 matlab 软件中采用“butter”函数构造带通滤波器,滤波范围取 $B_{best} = [1600, 1760]$ Hz,然后再进行 Hilbert 包络解调分析,结果如图 7 所示.从包络谱中可以清楚地提取出齿轮故障频率,与图 4 信号直接包络谱对比,验证了带通滤波的准确性.但图中无法提取出齿轮故障频率的倍频成分,这也证实所提方法要优于带通滤波后的包络解调分析.

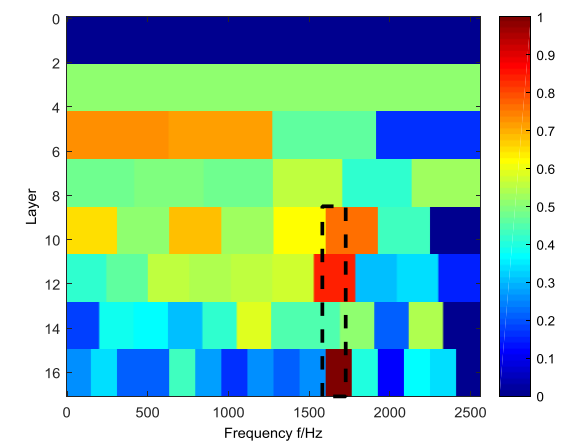


图5 齿轮点蚀故障信号的时-频峭度图
Fig.5 The result of time-frequency kurtosis for gear pitting fault

3.2 齿轮断齿故障分析

齿轮断齿故障信号波形及频谱如图 8 所示,频谱中较为明显的 458Hz 频率成分与齿轮啮合频率并不相同,直接包络谱如图 9 所示,其中并未提取出故障齿轮所在轴的转频特征.设置信号最大分解层数也是 $K_{max} = 16$,得到时-频峭度图如图 10 所

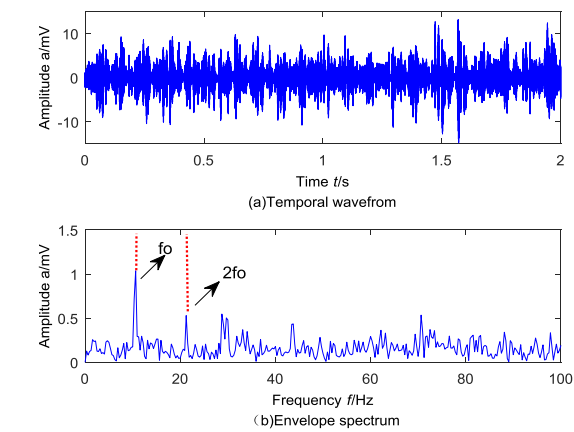


图6 本文方法处理后齿轮点蚀故障信号结果
Fig.6 The result of gear pitting fault signal processed by the proposed method

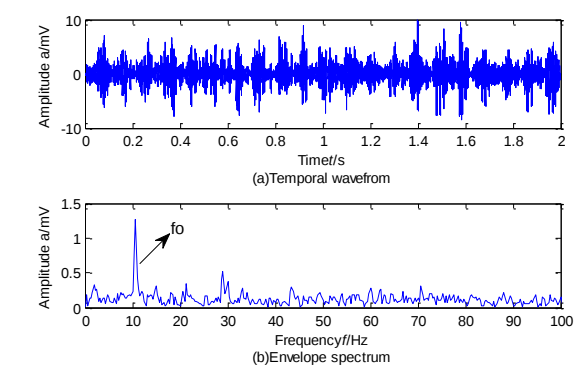


图7 齿轮点蚀故障滤波后包络解调分析结果
Fig.7 The result of gear pitting fault signal processed by the envelope demodulation after filtering

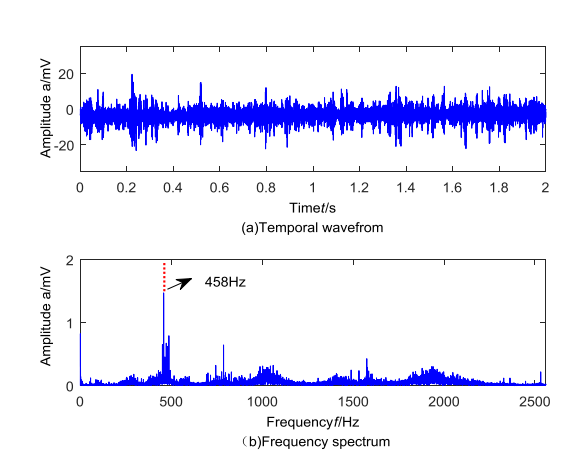


图8 齿轮断齿故障信号
Fig.8 Gear broken teeth fault signal

示.经过比较分析,选择虚线方框内频带为最优共振频带,频带范围为 $B_{best} = [2048, 2240]$ Hz.分解得到最优单分量信号时域波形及包络谱如图 11 所示,时域波形中故障脉冲明显且规律,包络谱中清晰地提取出齿轮故障特征信息,从而准确诊断出从

动齿轮故障.根据本文所提方法确定的最优频带,我们进行带通滤波处理,然后进行包络解调分析,结果如图12所示.从包络谱中,我们可以清楚地提取齿轮断齿故障频率及二倍频,这进一步证实了本文方法的准确性.

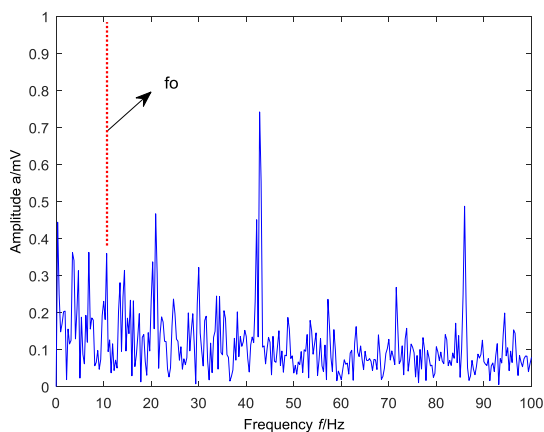


图9 齿轮断齿故障信号包络谱

Fig.9 The envelope spectrum of gear broken teeth fault signal

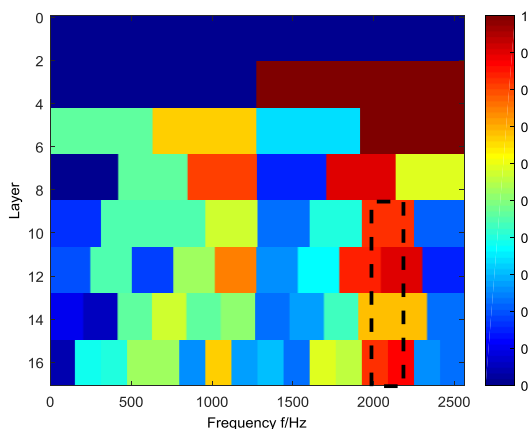


图10 齿轮断齿故障的时-频峭度指标塔图

Fig.10 The result of time-frequency kurtosis index for gear broken teeth fault

3.3 对比分析

首先,在本文所提方法分解信号的基础上,我们采用峭度指标来代替时-频峭度指标分析齿轮点蚀故障信号进行对比,分解过程中其他参数保持不变.经验小波塔式分解后,求得峭度图结果如图13所示.图中虚线方框内为得到的最优共振频带,频带范围为 $B_{best} = [2194, 2377]$ Hz,得到最优分量信号波形及包络谱如图14所示.包络谱中并不能提取较为明显的齿轮点蚀故障特征频率及倍频.

采用传统EWT方法与本文方法进行比较,设定信号频谱划分方式为“locmaxmin”,分割区间数目与本文所选相同,即 $N=10$,信号频谱分割结果如

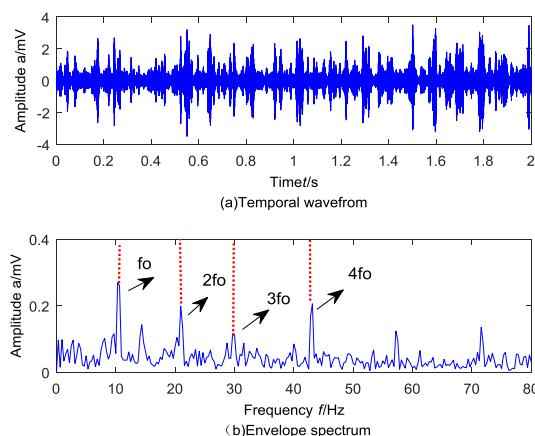


图11 本文方法处理后齿轮断齿故障结果

Fig.11 The result of gear broken teeth fault signal processed by the proposed method

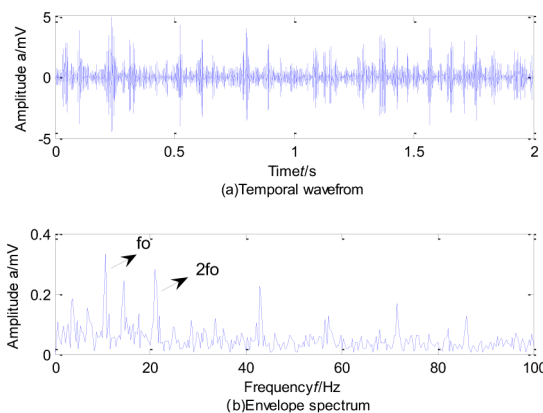


图12 齿轮断齿故障滤波后包络解调分析结果

Fig.12 The result of gear broken teeth fault signal processed by the envelope demodulation after filtering

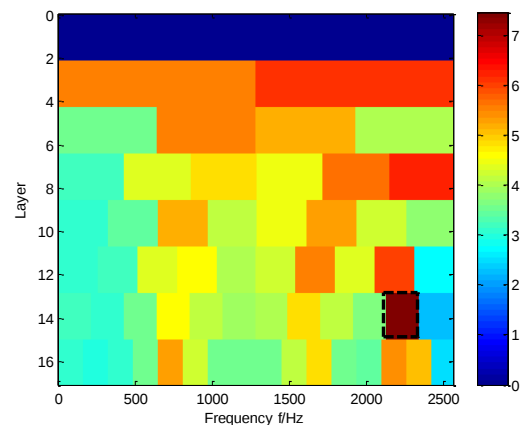


图13 齿轮点蚀故障信号的峭度图

Fig.13 The result of kurtosis index for gear pitting fault

图15所示.由于原信号中强背景噪声引起的高幅值杂频成分影响,图中阴影部分区间带宽较窄,并无实际意义,因此传统EWT分割并不准确.选取分解后其余5个本征模态函数(IMF)信号进行分析,其时域波形及包络谱如图16所示.从这些分量信

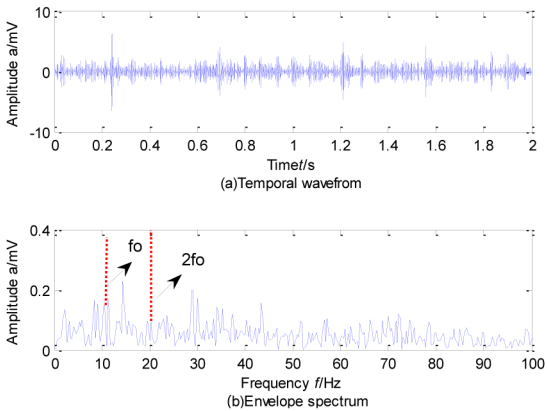


图 14 峭度指标方法处理后齿轮点蚀故障信号结果
Fig.14 The result of gear pitting fault signal processed by the proposed method using the kurtosis

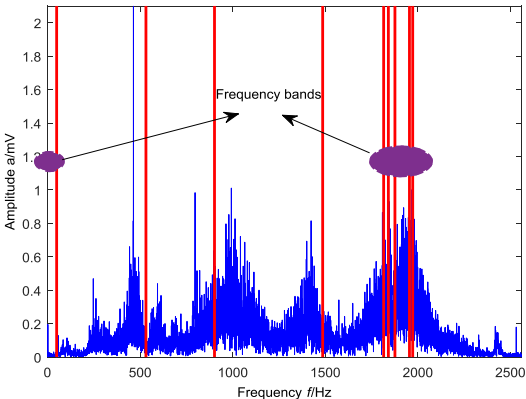


图 15 采用 EWT 方法分割信号频谱
Fig.15 The segmentation of frequency spectrum with EWT

号的包络谱中并没有提取到明显的齿轮点蚀故障特征信息.

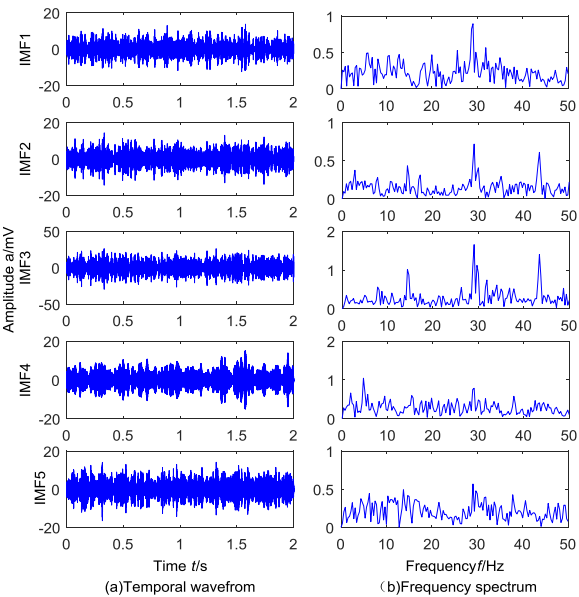


图 16 EWT 方法结果
Fig.16 The results of EWT

4 结论

本文提出了一种新的自适应经验小波塔式分解方法,通过设定分解层数,灵活选取感兴趣的频谱区间进行分析,弥补了传统 EWT 方法基于信号频谱极大值点划分频谱区间的不足.同时,本文提出了基于信号时-频峭度指标,可以较为准确地表征出分量信号中故障特征的强弱.通过实测齿轮故障信号对所提方法进行了验证,证实了所提方法能有效克服强背景噪声的干扰,较为准确地提取出齿轮微弱的故障特征信息.

参 考 文 献

1 周杜,乐源,李高磊,等.两自由度齿轮传动系统全局动力学研究.动力学与控制学报,2019,17(6):514~519 (Zhou D, Le Y, Li G L, et al. Study on global dynamic characteristic of two-degrees-of-freedom gear transmission system. *Journal of Dynamics and Control*, 2019, 17(6): 514~519(in Chinese))

2 王梓卉敏,张昊,马平平,等.带有星型齿轮传动结构的转子系统不平衡耦合振动分析.动力学与控制学报,2018,176(6):496~505 (Wang Z H M, Zhang H. Ma P P, et al. Unbalanced coupled vibration analysis of a rotor system with star gear transmission structures. *Journal of Dynamics and Control*, 2018, 176(6): 496~505 (in Chinese))

3 Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1):1~41

4 Ye T, Jian M, Chen L, et al. Rolling bearing fault diagnosis under variable conditions using LMD-SVD and extreme learning machine. *Mechanism and Machine Theory*, 2015, 90:175~186

5 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.仪器仪表学报,2014,35(11):2423~2431 (Li Z N, Zhu M, Chu F L, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(11): 2423~2431 (in Chinese))

6 Cao H R, Fan F, Zhou K, et al. Wheel-bearing fault diagnosis of trains using empirical wavelet transform. *Measurement*, 2016, 82:439~449

7 Kedadouché M, Thomas M, Tahan A. A comparative study between empirical wavelet transforms and empirical mode decomposition methods. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 81:88~107

- 8 陈志新,刘鑫,卢成林,等.基于经验小波变换的复杂强噪声背景下弱故障检测方法,农业工程学报,2016,32(20):202~208(Chen Z X, Liu X, Lu C L, et al. Weak fault detection method in complex strong noise condition based on empirical wavelet transform. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(20):202~208(in Chinese))
- 9 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.仪器仪表学报,2016,37(10):2193~2201(Zhu W Y, Feng Z P. Fault diagnosis of planetary gearbox based on improved empirical wavelet transform. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(10):2193~2201(in Chinese))
- 10 Tu X T, Hu Y, Li F C. Enhanced empirical wavelet transform with application to rolling bearings fault diagnosis. *Structural Health Monitoring*. 2017, 1, 383~390
- 11 Pan J, Chen J L, Zi Y Y, et al. Mono-component feature extraction for mechanical fault diagnosis using modified empirical wavelet transform via data-driven adaptive Fourier spectrum segment. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 72-73:160~183
- 12 Antoni J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20(2):282~307

A WEAK FAULT DIAGNOSIS METHOD OF GEAR WITH ADAPTIVE EMPIRICAL WAVELET TOWER DECOMPOSITION *

Deng Feiyue^{1,2†} Ding Hao¹ Liu Yongqiang^{1,2}

(1.State Key Laboratory of Mechanical Behavior and System Safety of Traffic Engineering Structures, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

(2.School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract A novel adaptive empirical wavelet tower decomposition method was proposed to solve the problem that the weak fault features of gears are difficult to be diagnosed under strong background noise. Firstly, the Fourier transform was utilized to process the vibration signals of gear faults. The frequency spectrum of a signal could be effectively segmented according to the number of decomposition layers, and the empirical wavelet transform (EWT) was applied to extract the intrinsic modes of the signal. Secondly, the time-frequency kurtosis index was proposed to evaluate the performance of mode signals. Then the time-frequency kurtosis diagram of all mode signals under different decomposition layers was acquired to determine the frequency band range of the optimal mode signal. Finally, weak fault features of gears were extracted through envelope demodulation analysis for the optimal mode signal. Experimental results showed that the proposed method can effectively improve the weak fault detection of gears, and eliminate the errors caused by the strong background noise, which outperforms the traditional EWT method.

Key words gear, empirical wavelet transform, characteristics extraction, weak fault, envelope demodulation

Received 26 June 2019, revised 16 March 2020.

* The project supported by the National Natural Science Foundation of China (11802184), National Natural Science Foundation of Hebei Province (E2019210049)

† Corresponding author E-mail: dengfy@stdu.edu.cn