

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104195

基于元素分析的滚动轴承故障诊断*

戴含芳^{1,2} 王衍学^{1,2} 李志星¹

(1. 北京建筑大学机电与车辆工程学院 北京 100044; 2. 北京建筑大学城市轨道交通车辆服役性能保障重点实验室 北京 100044)

摘要:针对现有信号降噪或重构方法无法完全去除噪声,且时频表示存在能量模糊问题,提出了一种利用元素分析进行滚动轴承故障诊断的方法。所提方法首先构造了元素模型来表征信号,然后对元素模型进行 Morse 小波变换,并从小波变换中计算出信号冲击点,从而得到信号的故障特征频率。该方法还可以利用基于小波变换中时间或尺度平面内的少量孤点来重构信号。最后,采用一组仿真信号数据和两组实验数据来评估所提方法性能,并与其他信号重构方法和时频分析方法对比,结果表明,所提方法对滚动轴承故障信号重建和识别的效果更好。

关键词: 旋转机械;元素分析;Morse 小波;故障特征提取;信号重建

中图分类号: TH133.3; TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Fault diagnosis of rolling bearings based on elemental analysis

Dai Hanfang^{1,2} Wang Yanxue^{1,2} Li Zhixing¹

(1. School of Mechanical-Electronic and Vehicle Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China; 2. Beijing Key Laboratory of Performance Guarantee on Urban Rail Transit Vehicles, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China)

Abstract: Given the existing signal denoising or reconstruction methods can not completely remove the noise, and the time-frequency representation has the problem of energy ambiguity, a method for rolling bearing fault diagnosis based on element analysis was proposed. Firstly, the proposed method constructs an elemental model to characterize the signal, then the Morse wavelet transform is applied to the elemental model and the impact point of the signal is calculated from the wavelet transform to obtain the characteristic defect frequency of the signal. Based on a small number of solitary points in the time or scale plane of the wavelet transform, the method is used to reconstruct the signal. In this paper, a set of simulated signal data and two sets of experimental data are used to estimate the performance of the method and compare it with other signal reconstruction methods and time-frequency analysis methods. The results demonstrate that the proposed method has a good performance in the identification and reconstruction of rolling bearing fault signals.

Keywords: rotating machinery; elemental analysis; Morse wavelet; fault feature extraction; signal reconstruction

0 引言

滚动轴承作为旋转机械的重要组成部件,影响机械设备的正常运行。为减少因轴承故障而带来的事故损失,研究出有效的新滚动轴承故障诊断方法越来越重要。在实际生产生活中,旋转机械运行工况复杂恶劣,采集的

轴承振动信号大多是非平稳、非线性的,所以需要研究具有自适应能力的信号处理方法。连续小波变换可以很好地替代傅里叶变换,可以将信号分解为时间和频率分量,在提取潜在信号时具有一定优势。对于连续小波变换^[1-4],选择一个合适的母小波至关重要。2012年,Lilly等^[5]表明广义 Morse 小波包含了一个统一族中其他所有类型的常用分析小波,与其他的小波相比,其灵活性更

收稿日期: 2021-04-18 Received Date: 2021-04-18

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(51875032)、北京市百千万人才项目、西城区拔尖创新团队和北京建筑大学 2021 年度研究生创新项目资助

强。2019 年 Whitney^[6]将广义 Morse 小波与连续小波变换相结合,成功提取出了地面运动脉冲。2020 年, Wang 等^[7]提出一种基于变分模态分解(VMD)和广义 Morse 小波相结合的方法,将降噪后的信号分解为多模态,利用广义 Morse 小波对瞬时频率进行识别。

对于现有降噪方法,一种是通过分解信号后选择有意义的分解分量,再进行重建获得降噪后的信号^[8],如经验模态分解(EMD)^[9]、VMD^[10-11]、自适应噪声完备集合经验模态分解(CEEMDAN)等,这类方法需要选择合适的信号分量筛选标准,否则容易导致信号的降噪效果不佳;另一种是通过一系列的滤波来直接降噪,如双边滤波器、非局部平均去噪方法、卡尔曼滤波、均值滤波等,这类方法一般只针对特定信号,且可能出现过度滤波导致有意义的冲击信号被除去,或者滤波效果不足导致噪声仍然大量存在。2017 年, Lilly^[12]基于 Morse 小波提出“元素分析”,将该方法运用于海洋学领域中沿轨道海面高度数据分析。元素分析是为待处理信号建立一个模型,再通过调节参数获得一些最大值来推测信号属性的方法。为成为各类信号的模型,选择广义 Morse 小波作为元素函数,可根据参数变化有不同的时域形式且频域形式简单,便于对滚动轴承进行故障诊断,具有更好的自适应性和灵活性。

为获得纯净的重建信号,本文将元素分析方法用于滚动轴承故障诊断中。根据采集的轴承故障信号选择相应的小波参数,再构建元素模型,对元素模型进行小波变换,然后从小波变换中找出可表征信号冲击的变换极大值点,最后根据变换极大值点来重构信号并得出相符合的故障特征频率,结果表明该方法可以有效地诊断出轴承故障。将该方法与其他降噪方法和时频分析方法对比,结果表明该方法可提高故障诊断结果的准确度,更加适合于滚动轴承的故障诊断。

1 理论基础

1.1 广义 Morse 小波

基于小波变换,对信号提取小波脊线的方法一般采用复 Morlet 小波^[13]。该小波在中心频率大时可看作解析小波,在中心频率小时容易发生负频率泄露,导致信号分析的结果偏差。广义 Morse 小波^[6,14]是完全解析小波,相比 Morlet 小波,没有负频率成分,时频分辨率更高。广义 Morse 小波是由一个双参数函数族建立的时间序列,在频域中定义为:

$$\psi_{\beta,\gamma}(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \Psi_{\beta,\gamma}(\omega) e^{i\omega t} d\omega \quad (1)$$

$$\Psi_{\beta,\gamma}(\omega) \equiv a_{\beta,\gamma} \omega^\beta e^{-\omega^\gamma} \times \begin{cases} 1, \omega > 0 \\ \frac{1}{2}, \omega = 0 \\ 0, \omega < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $a_{\beta,\gamma}$ 是一个标准化常数; β 、 γ 是控制小波时域的衰减的两个参数。 $\gamma=2$ 和 $\beta=2$ 时 Morse 小波的信号波形图和频域图如图 1 所示。

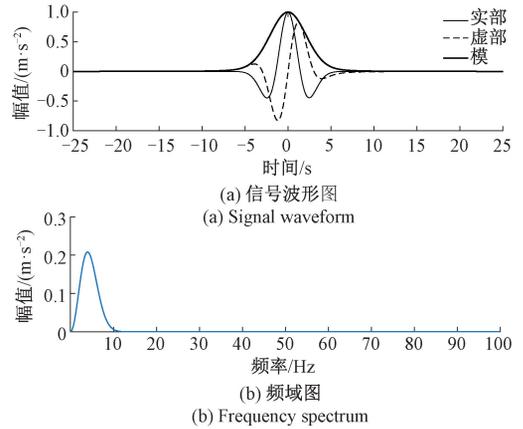


图 1 Morse 小波
Fig. 1 Morse wavelet

由于式(1)中 $\psi_{\beta,\gamma}(t)$ 的时域小波必须是复值的,解析小波被自然地分成偶数或余弦类、奇数或正弦类,允许它们捕捉相位变异性。由图 2 可知,随着参数 β 和 γ 数值的增加,信号振荡幅度加大;参数数值减少时,波形渐渐类似于孤立的事件或冲击。当 β 不变而 γ 增加时,函数形状发生改变,曲线范围缩小;当将 γ 不变而 β 增加时,在相同的包络下曲线的振荡增加。从式(3)可知, β 增加 1 本质上相当于执行一次时间导数。

$$\psi_{\beta+1,\gamma}(t) = -i \frac{a_{\beta+1,\gamma}}{a_{\beta,\gamma}} \frac{d}{dt} \psi_{\beta,\gamma}(t) \quad (3)$$

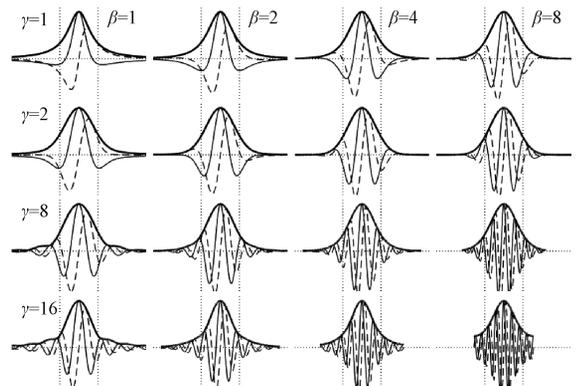


图 2 GMW 参数变化
Fig. 2 Graph of GMW parameter changes

1.2 元素分析

首先,基于连续小波变换建立元素模型,将广义 Morse 小波 $\psi_{\beta,\gamma}(t)$ 作为元素函数,得到公式为:

$$x(t) = \sum_{n=1}^N \Re \left\{ c_n \psi_{\mu,\gamma} \left(\frac{t-t_n}{\rho_n} \right) \right\} + x_e(t) \quad (4)$$

式中: $x(t)$ 是实值时间序列,包含时间偏移、相移和重新标度的复值函数 $\psi(t)$; $x_e(t)$ 是噪声; $\Re \{ \cdot \}$ 为实部; N 为事件总数; c_n, t_n, ρ_n 分别是事件的振幅、时间位置、尺度。如果 $\psi(t)$ 是小波的积分,元素模型可以将信号重构的冲击点限制在时间或者尺度平面上的孤立点。将 $\Psi_{\beta,\gamma}(\omega)$ 与 ω 相比较,可以发现 Morse 小波在 $\omega_{\beta,\gamma}$ 处获得频率最大值。

$$\omega_{\beta,\gamma} \equiv \left(\frac{\beta}{\gamma} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (5)$$

元素函数的性质由 γ 和 μ 决定,参数 μ 在元素函数中起 β 的作用, ρ_n 起者尺度 s 的作用。使用 β, γ 的 Morse 小波对 $x(t)$ 进行小波变换:

$$\omega_{\beta,\gamma}(\tau, s) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N c_n \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{s} \psi_{\beta,\gamma}^* \left(\frac{t-\tau}{s} \right) \psi_{\mu,\gamma} \left(\frac{t-t_n}{\rho_n} \right) dt + \varepsilon_{\beta,\gamma}(\tau, s) \quad (6)$$

式中: $\varepsilon_{\beta,\gamma}(\tau, s)$ 是噪声 $x_e(t)$ 的小波变换,将变换最大值点定义为 $(\hat{\tau}, \hat{s})$ 。在最大值点,小波变换模取到一个局部最大值,即:

$$\frac{\partial}{\partial \tau} |\omega_{\beta,\gamma}(\tau, s)| = \frac{\partial}{\partial s} |\omega_{\beta,\gamma}(\tau, s)| = 0 \quad (7)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial \tau^2} |\omega_{\beta,\gamma}(\tau, s)| < 0 \quad (8)$$

$$\frac{\partial^2}{\partial s^2} |\omega_{\beta,\gamma}(\tau, s)| < 0 \quad (9)$$

元素分析的基本思想是利用小波变换在这些点上的值来估计模型式(4)中振幅 c_n 、尺度 ρ_n 和时间位置 t_n 。

对一个 Morse 函数进行另一个 Morse 小波变换可以表示为一个修正的 Morse 小波,然后推导出由元素模型表示的时间序列的整个小波变换的简单表达式。同一个 γ 族中, μ 阶莫尔斯函数 $\psi_{\mu,\gamma}(t/\rho)$ 的 β 阶莫尔斯小波变换的表达式为:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{s} \psi_{\beta,\gamma}^* \left(\frac{t-\tau}{s} \right) \psi_{\mu,\gamma} \left(\frac{t}{\rho} \right) dt = \zeta_{\beta,\mu,\gamma} \left(\frac{\tau}{\rho}, \frac{s}{\rho} \right) \quad (10)$$

一个修正的小波函数 $\zeta_{\beta,\mu,\gamma}(\tau, s)$ 定义为:

$$\zeta_{\beta,\mu,\gamma}(\tau, s) \equiv \frac{a_{\beta,\gamma} \alpha_{\mu,\gamma} s^\beta}{a_{\beta+\mu,\gamma} (\sqrt{s^\gamma + 1})^{\beta+\gamma+1}} \psi_{\beta+\mu,\gamma} \left(\frac{\tau}{\sqrt{s^\gamma + 1}} \right) \quad (11)$$

式(10)表明,对 $\psi_{\mu,\gamma}(t/\rho)$ 进行小波变换时, $\psi_{\mu,\gamma}(t)$ 小波变换的时间和尺度都发生了变化,但变换幅度不变。

式(11)的主要特征是 $(\beta+\mu)$ 小波的出现, β 和 μ 在频域上都对应 ω 的幂,小波变换在频域上对应乘法,则可将二者组合起来。

其中小波变换的平方模的期望值近似由下式给出:

$$E\{ |\omega_{\beta,\gamma}(\tau, s)|^2 \} \approx \frac{1}{4} \sum_{n=1}^N |c_n|^2 \left| \zeta_{\beta,\mu,\gamma} \left(\frac{\tau-t_n}{\rho_n}, \frac{s}{\rho_n} \right) \right|^2 + E\{ |\varepsilon_{\beta,\mu,\gamma}(\tau, s)|^2 \} \quad (12)$$

式(12)忽略了求和时不同项间的相互作用, $E\{ \cdot \}$ 表示统计期望。由于零均值假设,噪声和元素函数的小波变换之间的交叉项在计算时预期消失。Morse 函数 $\psi_{\mu,\gamma}(t/\rho)$ 的 Morse 小波变换的最大值经过公式推导有:

$$\zeta_{\beta,\mu,\gamma}^{max} = \frac{a_{\beta,\gamma} a_{\mu,\gamma}}{2\pi\gamma} \Gamma \left(\frac{\beta + \mu + 1}{\gamma} \right) \vartheta_{\beta,\mu,\gamma} \quad (13)$$

用 Morse 函数 $\psi_{\mu,\gamma}(t/\rho)$ 的小波变换去修正 Morse 函数 $\psi_{\beta,\gamma}(t)$, 变换最大值点定义为时间/尺度位置 $(\hat{\tau}, \hat{s})$ 来估计元素性质 (t_n, ρ_n, c_n) 。 $\hat{\omega}_n = \omega_{\beta,\gamma}(\hat{\tau}, \hat{s})$ 作为在观测到变换的第 N 个最大值, 则有:

$$\hat{t}_n = \hat{\tau}_n \quad (14)$$

$$\hat{\rho} = \frac{\hat{s}_n}{\zeta_{\beta,\mu,\gamma}^{max}} \quad (15)$$

$$\hat{c}_n = 2 \frac{\hat{\omega}_n}{\zeta_{\beta,\mu,\gamma}^{max}} \quad (16)$$

$$\omega_{\rho_n} = \omega_{s_n} \frac{\omega_{\mu,\gamma} \zeta_{\beta,\mu,\gamma}^{max}}{\omega_{\beta,\gamma}} = \omega_{s_n} \frac{\omega_{\mu,\gamma}}{\omega_{\beta,\gamma}} \left(\frac{\beta}{\mu + 1} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (17)$$

式(17)代表第 N 个小波变换最大值点的频率波段和相应元素函数频率的关系。 $\hat{t}_n, \hat{\rho}_n$ 和 \hat{c}_n 表示元素属性值的推测, 通过将其代入式(4)来重构信号。

1.3 本文方法

利用元素分析,提出了一种新的滚动轴承故障特征提取方法。其具体步骤如下。

1) 输入待分析的滚动轴承故障信号。

2) 选择合适的 Morse 小波参数 μ 和 γ , 用于构建元素模型; 选择合适的参数 β , 便于后续进行小波变换。输入变化的 μ, β 和 γ 参数组合, 通过对信号进行 Morse 小波变换来进行多次试验。结果表明, 当 μ 取值为 1, γ 取值为 2~8, β 取值为 3~6 时, 所构建的元素模型更能匹配滚动轴承信号的故障脉冲。

3) 基于 (μ, γ) Morse 小波, 将多个时间偏移、相移和重新标度的 Morse 小波和噪声组合, 构成元素模型以表征输入信号。

4) 选择同一族 γ 的 β 阶 Morse 小波对信号进行小波变换, 得到变换矩阵, 并生成一个对数间隔频率阵列。其中频率为数字频率 ω , 和模拟频率 f 的关系如式(18), F_s 为采样频率。对信号做短时傅里叶变换(STFT), 得到时频图, 通过时频图确定合适频率范围, 对频率阵列设置高

频和低频截至频率。最高频率设置原则基于奈奎斯特重叠条件,通过设置相关参数,可选择小波的最高频率在奈奎斯特频率下衰减到峰值的比例。

$$f = \omega \cdot Fs / 2\pi \quad (18)$$

5) 基于频率阵列,对变换矩阵进行分析,应用二次插值定位到小波变换的模极大值点,得出小波变换模极大值、比例频率、坐标索引,再通过上述 3 个参数设置标准去除虚假最大值。若最终重构信号未完全去除噪声,再次选择变换最大值范围,一般选择最大的几个变换最大值即可。

6) 通过模极大值点以及坐标索引,得到组成信号的 (μ, γ) Morse 小波的振幅 c_n 、尺度 ρ_n 和时间位置 t_n 等属性值,将属性值代入元素模型进行信号重构。

7) 通过重构信号或者模极大值点可直接得出信号故障周期,再计算得出信号故障频率,完成滚动轴承的故障诊断。该方法流程如图 3 所示。

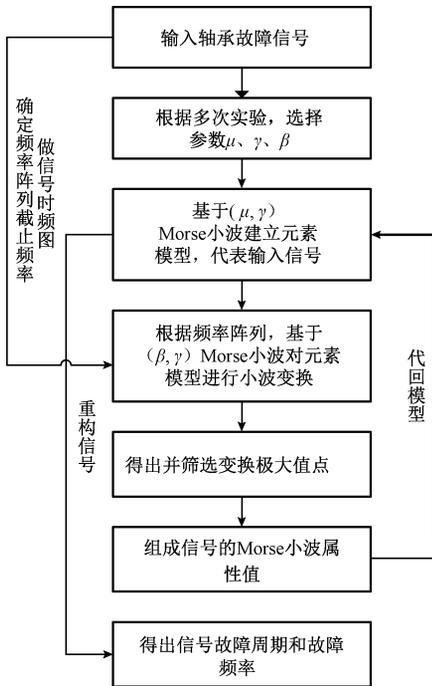


图 3 算法流程

Fig. 3 Algorithm flowchart

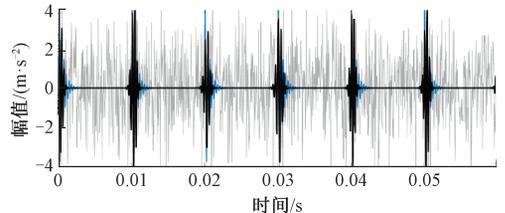
2 仿真信号分析

式(19)是根据轴承外圈故障原理建立的振动数学模型,仿真信号 $x(t)$ 是由纯净的轴承外圈故障信号和高斯随机噪声 $z(t)$ 组合而成。图 4(a) 中灰线为加入噪声后的轴承外圈故障信号,故障冲击已被噪声掩盖,无法判断出故障类型。

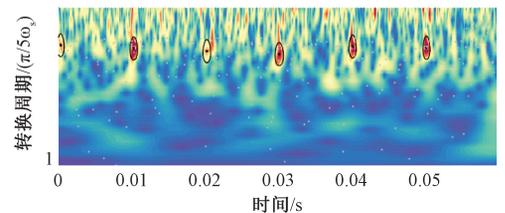
$$x(t) = x_c e^{-2\pi g f_n t} \sin(2\pi f_n \sqrt{1-g^2} t) + z(t) \quad (19)$$

其中,轴承固有频率 f_n 为 30 000 Hz,采样频率为 20 000 Hz,阻尼系数 g 为 0.1,位移常数 x_c 为 6.3,重复周期为 0.01 s,采样点数为 1 200。

对该仿真信号进行分析,首先进行参数变换实验,确定相关参数的取值。根据对比不同参数组合的实验结果,选择参数 β 值为 6、 γ 为 6、 μ 为 1。然后进行元素模型建立以及小波变换,得出代表信号冲击的变换最大值点,如图 4(b) 所示(黑圆点)。黑圆点周围的黑线表示每个最大值的 $\lambda = 1/2$ 影响区域,而灰圆点表示所有其他变换最大值的位置。对不含噪声的纯净轴承故障信号进行元素分析,得出 6 个最大值,它们由白方块表示,其位置如图 4(b) 所示,它们与黑圆点重叠或者接近,表明所提方法可准确获得信号变换最大值位置。图 4(a) 中虚线表示原始纯净信号,实线代表重建信号。由图 4 可知,重建信号和原始信号非常接近,表明所提方法可很好的去除信号的大部分噪声,对信号进行重建。



(a) 信号波形图
(a) Signal waveform



(b) 小波谱图
(b) Wavelet spectra

图 4 仿真信号分析

Fig. 4 Simulated signal analysis diagram

为了体现本文所提方法性能的优越性,在现有重构或降噪信号方法中,选取 3 个不同的方法进行对比。NLM 算法^[15]的核心思想是在一定的范围内搜寻与被滤波点相似或匹配的其他点,并加入到滤波过程中,从而达到好的滤波效果。CEEMDAN^[16-17]首先对信号进行分解,再选取一个或多个分量进行信号重构。为获得最优分量,在算法过程中添加峭度-相关系数筛选法则对分解后分量进行筛选。最大二阶循环平稳盲解卷积(CYCBD)以循环平稳性指标(ICS)为目标函数,以脉冲周期作为先验知识来量化脉冲强度,能够有效地增强信号的周期性故障脉冲。

从图 5 可看出,NLM 算法滤波后信号的幅值变小,CEEMDAN、NLM 算法未能很好的去除信号噪声,CYCBD

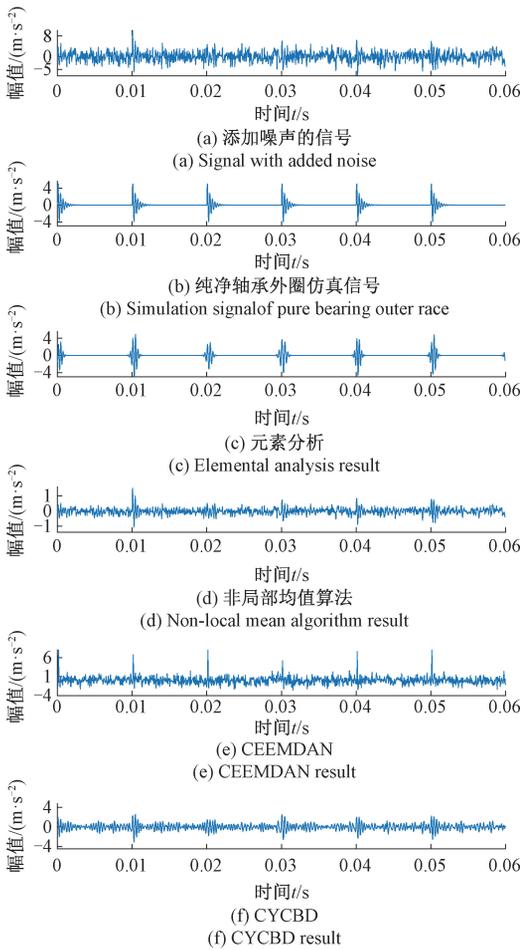


图 5 信号波形

Fig. 5 Signal waveform

算法可有效提取到故障脉冲,但降噪后信号长度会变短,选取的初始信号长度需增加。与其他方法相比,本文所提方法重建的信号可准确地反映出故障信号的冲击特征,并且和原始纯净信号非常相似,诊断效果更佳。

表 1 方法参数对比表

Table 1 Comparison table of method parameters

方法	CYCBD	NLM 算法	CEEMDAN	本文方法
峭度	15.178 1	7.303 2	3.880 8	22.190 5
相关系数	0.124 5	0.565 6	0.510 0	0.744 2
重构误差	40.131 3	21.720 3	29.089 0	17.900 0
脉冲指标	12.100	9.670 6	5.495 8	23.209 9

为了更准确地对比上述方法的性能,本文计算了相关特征指标并定量地进行对比。对于振动信号而言,时域常见的特征指标有波形指标、脉冲指标、峭度、裕度、峰峰值、相关系数、重构误差等。本文选取峭度、相关系数、重构误差、脉冲指标等对信号进行分析。峭度属于无量纲指标,是对振动信号冲击特性的描述。相关系数代表重构信号与原信号的相似程度,重构误差表示重构信号和原始信号的误差大小,脉冲指标是检测信号中冲击大小的指标。从表 1 可看出,对比不同方法的特征指标数值,本文所提方

法均优于其他方法,更容易诊断出滚动轴承故障。

3 实测数据分析

为了验证所提方法的有效性,在机械故障综合模拟实验平台(MFS-MG)上进行实验并采集数据,其结构如图 6 所示。试验台转速由变速控制器控制,有缺陷的滚动轴承安装在驱动电机附近,再通过压电式加速度传感器采集振动信息。实验中采样频率为 25.6 kHz,保持电机转速为 39.84 Hz。



图 6 MFS-MG 试验台

Fig. 6 The test rig of MFS-MG

滚动轴承特征频率通过下式表示:

$$f_{outer} = \frac{z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos\theta \right) f_r \quad (20)$$

$$f_{inner} = \frac{z}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos\theta \right) f_r \quad (21)$$

式中: f_r 表示转频; z 表示滚动体个数; d 表示滚动体直径; D 表示节圆直径。通过试验台和轴承 ER-12K 相关参数可以计算出特征频率和转频的关系,轴承 ER-12K 相关参数如表 2 所示。

表 2 轴承 ER-12K 参数

Table 2 Parameters of ER-12K bearing

内圈 D/ mm	外圈 D/ mm	滚动 D/ mm	节圆 D/ mm	滚动 体数	接触角/ (°)
25.4	52	7.937 5	33.477	8	0

$$f_{outer} = 3.05f_r \quad (22)$$

$$f_{inner} = 4.95f_r \quad (23)$$

将相关参数代入式(20)和(21)进行计算,得出滚动轴承外圈、内圈的特征阶次分别是 3.05、4.95。

3.1 外圈故障诊断实例

在实验台上安装带有外圈故障的滚动轴承,从振动传感器中测得振动信号数据。从图 7 可看出,原始振动信号由于噪声干扰,无法看到信号的脉冲冲击。由式(22)可知,外圈故障频率为 121.5 Hz,故障特征周期时间为 8.23 ms。

增强时频表示的能量聚集性是时频分析(TFA)方法的重要研究内容^[18]。为评估所提方法时频分析性能,将

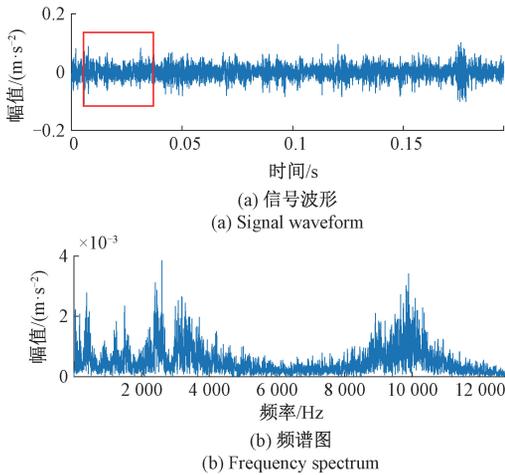


图 7 外圈信号

Fig. 7 Outer race signal

其与不同时频方法对比。经典的线性 TFA 有 STFT 和小波变换,线性 TFA 的时频分辨率主要由时频原子决定。广义线性 chirple 变换 (GLCT)^[19] 是建立在线性 TFA 上,因此它受限于时间分辨率和频率分辨率之间的不确定性关系,为获得高频率分辨率,需要使用长窗口。时间重分配多同步压缩变换 (TMSST)^[20] 达到足够的迭代次数后,信号的时频能量可很好的被压缩到 GD 轨迹中。

对外圈信号先进行 CEEMDAN 降噪,首先对信号进行分解,再选择最优分量,最后重构得到降噪信号。用 STFT、GCLT、TMSST 对降噪后信号进行时频分析,如图 8 所示。从图 8 可以看出,STFT 和 GCLT 时频表示都存在一定的能量模糊问题,TMSST 可得到较高精度的能量集中时频表示,但都不能从时频表示中诊断出信号故障。元素分析直接对原信号进行分析,得到小波频谱图,根据变换最大值定位到信号能量集中点,可以准确的捕获信号的脉冲特征。

对图 7 矩形框中外圈故障信号采用元素分析方法, Morse 小波参数 β 取值为 3、 γ 取值为 6、 μ 取值为 1,所得分析结果如图 9 所示。图 9(b) 散落的灰点是与噪声相关的其他转换最大值,黑点表示提取出 4 个孤立的转换最大值点。从图可知最大值点平均间隔时间数值为 8.37 ms,得外圈故障频率 119.5 Hz,近似于计算所得故障频率,由此诊断出轴承故障。根据这些最大值点,重构了故障信号,如图 9(a) 所示,灰线是原始振动信号,黑线是重构信号,由于最大值点是孤立的点,各点间相互隔离,元素分析可以具体的过滤出与信号形式不匹配的振动波形,所以重建的信号冲击明显。

3.2 内圈故障诊断实例

进一步在实验台上安装带有内圈故障的滚动轴承,测得的振动信号数据的时域和频谱图如图 10 所示,原始振动信号同样无法从时频图中看到信号的脉冲冲击。由

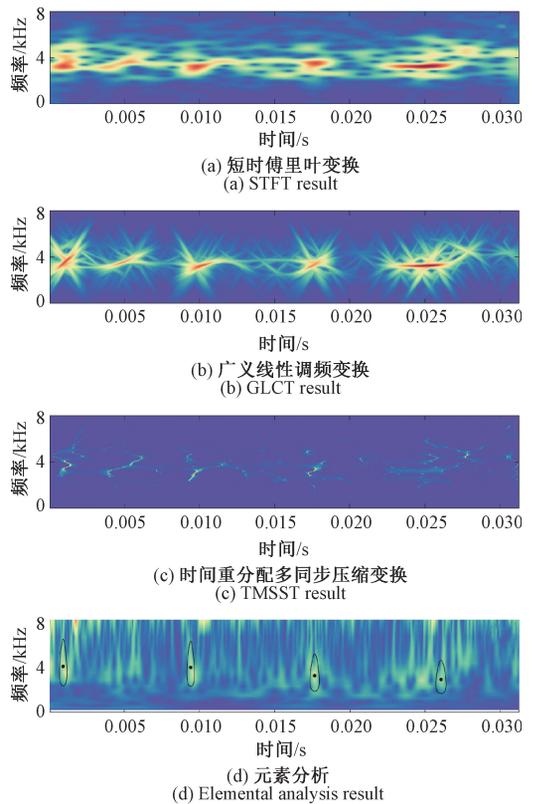
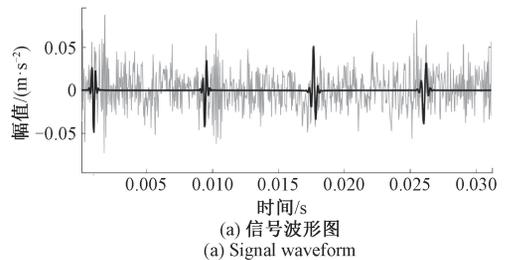
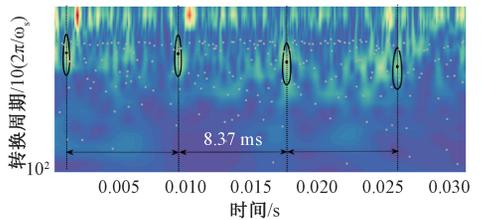


图 8 时频对比

Fig. 8 Time-frequency comparison diagram



(a) 信号波形图
(a) Signal waveform



(b) 小波谱图
(b) Wavelet spectra

图 9 外圈信号分析

Fig. 9 Outer race signal analysis

式 (23) 可知,内圈故障频率为 197.21 Hz,故障特征周期时间为 5.07 ms。

同样对图 10 矩形框中内圈信号进行时频分析,结果如图 11 所示,TMSST、STFT 和 GCLT 不能产生有效的时频表示,但元素分析可在小波频谱图中准确捕获到信号的脉冲特征点。对内圈信号进行元素分析方法如图 12 所示,Morse 小波参数 β 取值为 4、 γ 取值为 6、 μ 取值为

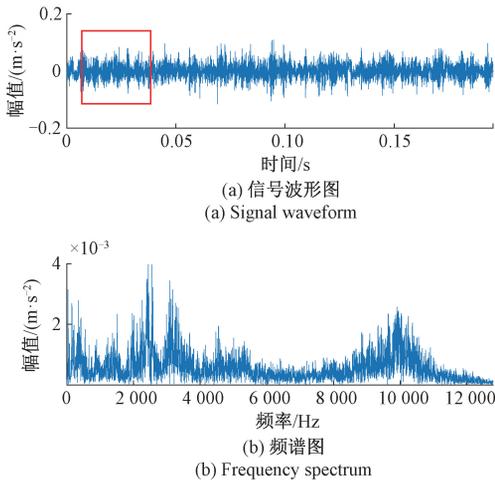


图 10 内圈信号

Fig. 10 Inner race signal

1。通过图 12(b)可得出,变换最大值点平均间隔时间数值为 5.14 ms,得到内圈故障频率为 194.6 Hz,近似于计算所得故障频率,表明提取出来的最大值点是轴承故障冲击点。根据这些最大值点,重构了内圈故障信号,并且重构信号每个脉冲的幅值和对应变换最大值所在位置的能量大小成正比,如图 12(a)所示。从轴承故障诊断实际案例结果可以看出,将元素分析方法用于故障轴承诊断,能准确地找到轴承内外圈的故障频率,在降噪或者重构信号方面,该方法优于其他方法,具有更好的诊断效果。

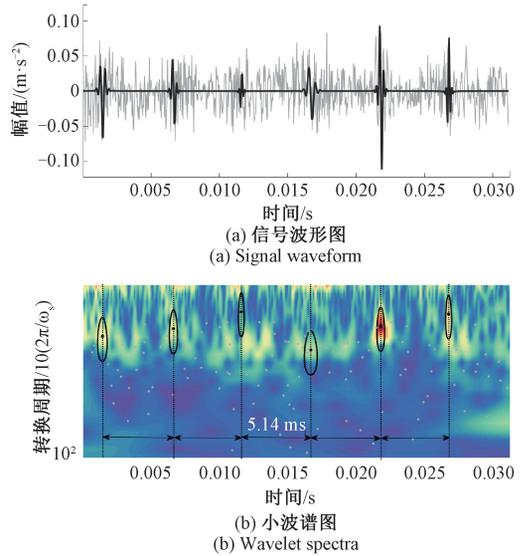


图 12 内圈信号分析

Fig. 12 Inner race signal analysis

4 结 论

元素分析受到连续小波变换的启发,将 Morse 小波作为基础分析工具,可以很好地统计最大值并确定最大值的影响区域,从而更容易滤除与原信号不匹配的噪声信号。本文将运用于海洋学领域的元素分析首次运用于机械故障领域,该方法和其他信号重构和降噪方法相比,可以更好地找到故障冲击点,并可以重构含噪声很少的信号。将该方法应用于仿真数据和实验数据,结果证明了该方法的有效可行性。实际工况中,滚动轴承在变速情况下产生的振动信号更加复杂,并且有些信号是复合故障信号,今后的工作在于参数的自适应选择,并且本方法的适用范围需要进一步的检验。

参考文献

[1] 邓飞跃,唐贵基. 基于时间-小波能量谱样本熵的滚动轴承智能诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2017, 36(9): 28-34.
 DENG F Y, TANG G J. An intelligent method for rolling element bearing fault diagnosis based on time-wavelet energy spectrum sample entropy [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(9): 28-34.
 [2] CHENG Y W, LIN M X, WU J, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on continuous wavelet transform-local binary convolutional neural network [J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 216: 106796.
 [3] 陈家益,战荫伟,曹会英,等. 连续可微阈值函数与尺度阈值的小波去噪 [J]. 电子测量与仪器学报,

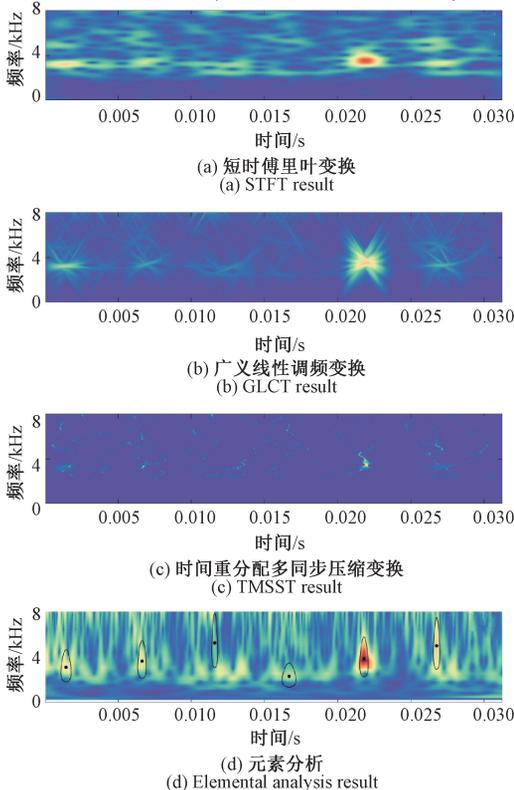


图 11 时频对比

Fig. 11 Time-frequency comparison diagram

- 2018, 32(10): 169-176.
- CHEN J Y, ZHAN Y W, CAO H Y, et al. Wavelet denoising based on continuous differentiable threshold function and scale threshold [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2018, 32 (10): 169-176.
- [4] 何威, 何怡刚, 罗旗舞, 等. 基于连续小波奇异熵的模拟电路故障诊断新方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(12): 1967-73.
- HE W, HE Y G, LUO Q W, et al. Novel approach for analog circuit fault diagnosis based on continuous wavelet singularity entropy [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31 (12): 1967-1973.
- [5] LILLY J M, OLHEDE S C. Generalized Morse wavelets as a superfamily of analytic wavelets [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60 (11): 6036-6041.
- [6] WHITNEY R. Quantifying near fault pulses using generalized Morse wavelets [J]. *Journal of Seismology*, 2019, 23(5): 1115-1140.
- [7] WANG C, ZHANG J, ZHU H P. A combined method for time-varying parameter identification based on variational mode decomposition and generalized morse wavelet [J]. *International Journal of Structural Stability and Dynamics*, 2020, 20 (10): 2050077.
- [8] 陈是扞, 彭志科, 周鹏. 信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述 [J]. *机械工程学报*, 2020, 56(17): 91-107.
- CHEN SH Q, PENG ZH K, ZHOU P. Review of signal decomposition theory and its application in mechanical fault diagnosis [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(17): 91-107.
- [9] SUN Y J, LI S H, WANG Y L, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on empirical mode decomposition and improved manhattan distance in symmetrized dot pattern image [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 159: 23.
- [10] 徐统, 王红军, 宋智勇, 等. 基于 K-L 散度的 VMD 瞬时能量与 PNN 的滚动轴承故障诊断 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(8): 117-123.
- XU T, WANG H J, SONG ZH Y, et al. Rolling bearing fault diagnosis using VMD energy feature and PNN based on Kullback-Leibler divergence [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(8): 117-123.
- [11] 丁承君, 付晓阳, 冯玉伯, 等. 基于参数优化 VMD 的齿轮箱故障特征提取方法 [J]. *机械传动*, 2020, 44(3): 171-176.
- DING CH J, FU X Y, FENG Y B, et al. Fault feature extraction method of gearbox based on parameter optimization VMD [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2020, 44(3): 171-176.
- [12] LILLY J M. Element analysis: A wavelet-based method for analysing time-localized events in noisy time series [J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2017, 473 (2200): 20160776.
- [13] 蒋永华, 汤宝平, 董绍江. 自适应 Morlet 小波降噪方法及在轴承故障特征提取中的应用 [J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(12): 2712-2717.
- JIANG Y H, TANG B Q, DONG SH J. Denoising method based on adaptive Morlet wavelet and its application in rolling bearing fault feature extraction [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2010, 31(12): 2712-2717.
- [14] KOCAHAN Ö, COŞKUN E, TIRYAKI E, et al. The zero order generalized Morse wavelet method to determine the refractive index and extinction coefficient dispersions of an absorbing film [J]. *Thin Solid Films*, 2019, 673: 72-77.
- [15] EITRASS A S, GHANEM N H. A new automated multi-stage system of non-local means and multi-kernel adaptive filtering techniques for EEG noise and artifacts suppression [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2021, 18(3): 036023.
- [16] BOUHALAIS M L, DJEBALA A, OUELA N, et al. CEEMDAN and OWMRA as a hybrid method for rolling bearing fault diagnosis under variable speed [J]. Springer London, 2018, 94(5): 2475-2489.
- [17] YANG J, CHANG Y, GAO T, et al. Failure prediction of the rotating machinery based on CEEMDAN-ApEn feature and AR-UKF model [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(6).
- [18] YU G, ZHOU Y. General linear chirplet transform [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 70-71: 958-973.
- [19] HARTONO D, HALIM D, ROBERTS G W. Gear fault diagnosis using the general linear chirplet transform with vibration and acoustic measurements [J]. *Journal of Low Frequency Noise Vibration and Active Control*, 2019, 38(1): 36-52.
- [20] YU G, LIN T R, WANG Z H, et al. Time-reassigned multisynchrosqueezing transform for bearing fault

diagnosis of rotating machinery [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(2): 1486-1496.

作者简介



戴含芳, 2019 年于北京建筑大学获得学士学位, 现为北京建筑大学硕士研究生, 主要研究方向为信号处理与特征提取。

E-mail: daihhh@163.com

Dai Hanfang received her B. Sc. degree from Beijing University of Civil Engineering and Architecture in 2019, and is now a M. Sc. candidate at Beijing University of Civil Engineering and Architecture. Her main research interests include signal processing and feature extraction.



王衍学, 2009 年于西安交通大学获得博士学位, 2010~2011 年加拿大渥太华大学博士后, 现为北京建筑大学教授、博导, 主要研究方向为装备故障诊断与智能维护、剩余寿命与健康管理及信号处理与特征提取等。

E-mail: wyx1999140@126.com

Wang Yanxue received his Ph. D. from Xi'an Jiaotong University in 2009 and postdoctoral fellow at the University of Ottawa in Canada from 2010 to 2011. Now he is a professor and Ph. D. supervisor of Beijing University of architecture. His main research interests include equipment fault diagnosis and intelligent maintenance, RUL prognosis and health management, signal processing and feature extraction etc.



李志星, 2018 年于北京科技大学博士学位; 2018~2020 年北京航空航天大学博士后, 现为北京建筑大学讲师、硕导, 主要研究方向为机械设备早期微弱故障诊断、振动信号处理等。

E-mail: lizhixing@bucea.edu.cn

Li Zhixing received his Ph. D. from University of Science and Technology Beijing in 2018 and postdoctoral fellow at Beijing University of Aeronautics and Astronautics from 2018 to 2020. Now he is a lecturer and M. Sc. supervisor of Beijing University of architecture. His main research interests include early weak fault diagnosis of mechanical equipment, vibration signal processing etc.