

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.07.011

基于 S 变换与奇异值中值分解的 滚动轴承故障诊断*

字 玉,周 俊*

(昆明理工大学 机电工程学院,云南 昆明 650500)

摘要:为了有效地提取出滚动轴承故障信号的冲击特征,提出了一种基于 S 变换时频谱和奇异值中值分解(SVMD)算法的滚动轴承故障诊断方法。首先,利用 S 变换对滚动轴承原始振动信号进行了时频变换,得到了其时频系数矩阵,通过 SVMD 对时频系数矩阵进行了计算,筛选出合适的奇异值用以降噪;然后,通过仿真的方式,对结果进行了 S 逆变换,以获得信号的时域冲击特征;最后,以滚动轴承(型号 N205)外圈、滚动体故障为例,进行了故障信号冲击特征提取实验,通过对轴承的外圈和滚动体故障数据分析处理,对基于 ST-SVMD 算法的有效性进行了验证。研究表明:通过采用基于 ST-SVMD 算法,得到了滚动轴承外圈的故障频率,该频率与该型号轴承特征频率基本一致;基于 ST-SVMD 算法,得到了滚动轴承滚动体的故障频率,该频率与该型号轴承特征频率基本一致;该结果证明,基于 ST-SVMD 算法在滚动轴承故障信号冲击特征的提取方面是有效的。

关键词:滚动轴承振动信号;故障频率;S 变换;奇异值中值分解;冲击特征提取;信号降噪处理

中图分类号:TH133.33;TH17

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2022)07-0949-06

Fault diagnosis of rolling bearing based on S transform and singular value median decomposition

ZI Yu, ZHOU Jun

(Faculty of Mechanical & Electrical Engineering, Kunming University of
Science & Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: In order to effectively extract the impact characteristics of the fault signal of rolling bearing, a fault diagnosis method of rolling bearing based on S-transform time spectrum and singular value median decomposition (SVMD) algorithm was proposed. Firstly, time-frequency transformation was performed by the S transform on the vibration signal to calculate the time-frequency coefficient matrix. The time-frequency coefficient matrix was calculated through SVMD, and suitable singular values were screened for noise reduction. Then, by means of simulation, the S inverse transformation was performed on the result, the purpose of transformation was to obtain the time-domain impact characteristics of the signal. Finally, taking the outer ring and rolling element fault of rolling bearing (model N205) as an example, the impact feature extraction experiment of fault signal was carried out. The effectiveness of ST-SVMD algorithm was verified by analyzing and processing the fault data of outer ring and rolling element of bearing. The results show that, based on the ST-SVMD algorithm, the failure frequency of the outer ring of the rolling bearing is obtained, which is basically consistent with the characteristic frequency of the bearing. Based on the ST-SVMD algorithm, the fault frequency of rolling bearing is obtained, which is basically consistent with the characteristic frequency of the bearing. The results show that the ST-SVMD algorithm is effective in extracting the impact characteristics of rolling bearing fault signals.

Key words: bearing failure vibration signal; fault frequency; S transform(ST); singular value median decomposition(SVMD); impact characteristics extraction; signal noise reduction

收稿日期:2021-12-10

基金项目:国家重点研发计划重点专项项目(2018YFB1306100);国家自然科学基金资助项目(51875272,52065030)

作者简介:字玉(1994-),女,云南昆明人,硕士研究生,主要从事机械信号处理与故障诊断方面的研究。E-mail:1652670184@qq.com

通信联系人:周俊,女,博士,讲师,硕士生导师。E-mail:km_zhoujun@foxmail.com

0 引 言

滚动轴承属于常用的机械零部件之一,它关系到转子能否正常工作,而它也是出现故障概率较高的机械设备部件之一^[1,2]。

当服役中的轴承发生故障时,转子轴便无法正常工作,甚至会产生抖动,在一定程度上影响机械设备的正常运行。如果没有及时检测到服役滚动轴承故障,可能会导致设备瘫痪^[3]或者重大事故的发生,甚至威胁到人身安全。

因此,对轴承的运行状态进行实时监控十分有必要,它不仅能节省开支,保证设备的正常工作,还可以避免重大安全事故的发生^[4,5]。

S 变换是 Stockwell 在研究地球物理学时提出的一种将信号从一维时域信号变换到二维时域信号的处理方法。作为小波变换和短时傅里叶变换的继承和发展,S 变换采用高斯窗函数且窗宽与频率的倒数成正比,免去了窗函数的选择和改善了窗宽固定的缺陷,并且时频表示中各频率分量的相位谱与原始信号保持直接的联系,使其在故障分析中可以采用更多的特征量;同时,S 变换提取的特征量对噪声不敏感。因此,近年来众多学者纷纷采用 S 变换作为分析工具。S 变换适用于处理和分析各类故障信号,尤其是在提取信号冲击特征方面,具有较为显著的优势。

目前,放眼国内外,变换已经在各个领域得到了广泛的应用,尤其是在地震信号处理方面。

刘乃豪^[6,7]提出了一种采用 S 变换进行地震震相识别的方法,为地震预警和地震应急提供了新的手段。

在电能质量扰动方面,徐方维^[8]提出了一种基于 S 变换时频模矩阵的电能质量短时扰动分类新方法,结合能量归一化概念,以及分频逐级计算相似度的思想,实现了各类扰动信号之间的差异。

在故障诊断方面,杨先勇^[9]提出了一种基于极大形态小波分析和 S 变换的滚动轴承故障特征提取方法;由于在尺度信号上保留了信号的局部极值特征,该特征提取方法适用于对信号故障特征进行在线分析。潘高元^[10]提出了一种同步挤压 S 变换方法,该方法兼顾了 S 变换和同步挤压变换的优势,能够方便、有效地提取出轴承故障的周期性冲击特征。

在故障诊断领域,因为 S 变换具有易于处理信号冲击特征的特点,所以其具有巨大的优势。

要提取滚动轴承故障冲击特征信号,需要从两方面入手:(1)分析信号的高阶统计量,这些值和信号的冲击特征关系密切,利用峰态、峭度、偏斜度等可以识

别信号的冲击特征^[11-14];(2)直接对采集到的振动信号进行降噪,用这种简单、直观的方式便可以提取出故障冲击特征信号。

奇异值分解可以有效滤除信号中的杂波,在一定程度上保留所需要的冲击特征信号^[15]³²⁻³³,再结合韩孝明^[16]对奇异值分解方法中的奇异值差分谱法、特征均值法、奇异值中值法进行对比,便可得到奇异值中值法对实测信号降噪效果最优的结论。

因此,笔者提出一种基于 S 变换与奇异值中值分解(SVMD)的方法,对轴承的振动信号进行降噪,进行冲击特征信号的提取^[17]。

首先,笔者利用 S 变换对振动信号进行时频变换,得到时频系数矩阵;然后,对时频系数矩阵采用 SVMD 方法筛选奇异值来降噪;用 S 逆变换对降噪后得到的数据矩阵进行变换,并用还原后的信号模拟原始信号的时域冲击特征;最后,用仿真信号和实际轴承故障实验对算法的有效性和准确性进行验证。

1 理论基础

1.1 S 变换

基于时频分析的研究,STOCKWELL R G 等人^[18,19]提出了 S 变换。S 变换是一种时频分析的工具。和其他时频分析工具一样,透过 S 变换,可以同时从时域以及频域观察一个信号的能量分布。

S 变换的特别之处在它既保持与傅里叶变换的直接关系,又可在不同频率有不同的分辨率。此外,S 变换与小波变换(wavelet transform, WT)有密切的关系。S 变换不仅可以看作可变窗口的短时傅里叶变换,还可以看作在相位修正基础上进行的小波变换。

目前,S 变换方法现在已经成功运用在各种领域,尤其在信号分析领域更是得到了广泛运用。

信号 $x(t)$ 的 S 变换可表示为:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \omega(\tau - t, f) \exp(-j2\pi ft) dt \quad (1)$$

式中: f —频率; τ —时移参数; ω —可变高斯窗。

其中,可变高斯窗 ω 的表达式为:

$$\omega(t, f) = \frac{f}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{f^2 t^2}{2}\right) \quad (2)$$

S 变换在信号的频域角度可表示为:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} X(v + f) \exp\left(-\frac{2\pi^2 v^2}{f^2}\right) \exp(j2\pi v\tau) dv \quad (3)$$

式中: v —频移参数。

S 变换以小波变换为基础,并乘以一个相位因子,

以此将二者的优势结合,融合了二者的特点;再利用快速傅里叶变换进行运算,提高了工作效率,在分析复杂信号方面具有较为显著的优势。

目前,S变换已被广泛应用于时频分析领域。它摆脱了短时傅里叶变换分辨率的束缚,排除了 Wigner-Ville 的干扰,降低了小波变换^{[15]30}对于基小波的依赖程度,因此,成为时频处理领域不可或缺的一种方法。

基于以上优点,在此处笔者采用 S 变换对振动信号进行时频变换处理。

1.2 奇异值中值分解

奇异值分解(singular value decomposition, SVD)是线性代数中一种重要的矩阵分解工具,它揭示了矩阵最本质的变换,在信号处理、统计学等领域有着广泛而重要应用。使用 SVD 对矩阵进行分解,能得到代表矩阵最本质变化的矩阵元素。

令 \mathbf{A} 为 $m \times n$ 的矩阵,秩为 $r(r \leq n)$,则存在 $m \times n$ 的正交矩阵 \mathbf{U} 和 $n \times n$ 的正交矩阵 \mathbf{V} ,使得:

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{V}^T \quad (4)$$

式中: \mathbf{D} — $m \times n$ 的非负对角阵。

$m \times n$ 的非负对角阵 \mathbf{D} 的表达式为:

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, S = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r) \quad (5)$$

$\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ 连同 $\sigma_{r+1} = \dots = \sigma_n = 0$ 是 \mathbf{A} 的奇异值。因为 \mathbf{A} 矩阵是由信号和噪声构成,所以由奇异值 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ 可以看出信号和噪声的能量聚合情况。

若将 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ 按照从高到低的顺序排列起来,当 r 是偶数时,中值为第 $r/2$ 位数和第 $(r+2)/2$ 位数的平均值;当 r 是奇数时,中值为第 $(r+1)/2$ 位数的值。

将小于奇异值中值的奇异值置零,判断奇异值的个数,重新构建矩阵,从而可以对信号进行降噪处理。

2 基于 ST-SVMD 的冲击特征提取

由于混合信号 $x(t)$ 是典型的非高斯、非平稳信号,而要提取出混合信号 $x(t)$ 中的有效冲击特征,需要首先对其进行变换。

此处,笔者采用 S 变换和奇异值中值分解(ST-SVMD)算法对混合信号 $x(t)$ 进行变换,其具体的流程图如图 1 所示。

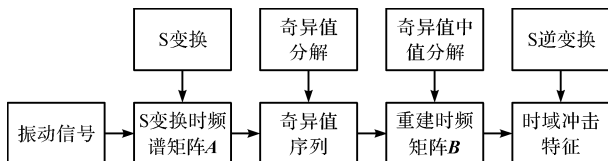


图1 基于S变换和奇异值中值分解的流程图

基于 S 变换时频谱和奇异值中值分解(SVMD)降噪的冲击特征提取步骤如下:

(1)对 $x(t)$ 进行 S 变换,获得 S 变换时频谱系数矩阵 \mathbf{A} 。其中, \mathbf{A} 是 $N \times N$ 的矩阵, N 是混合信号 $x(t)$ 采样长度;

(2)对矩阵 \mathbf{A} 进行奇异值中值分解(SVMD),算出矩阵 \mathbf{A} 的奇异值,再将这些奇异值从大到小进行顺序排列,即 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_N$,并且令非零奇异值序列为 $\sum = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$,再计算出这个序列的奇异值中值 σ_{mwdian} ;

(3)将阈值设置为奇异值的中值 σ_{mwdian} ,并将奇异值序列中小于或等于 σ_{mwdian} 的奇异值置零,然后得到新的 S 变换时域谱系数矩阵 \mathbf{B} 。经过以上步骤,即可达到降噪的目的;

(4)对矩阵 \mathbf{B} 进行 S 逆变换,提取 $x(t)$ 的冲击特征。

3 冲击信号特征提取仿真

为了验证上述算法能否有效提取出信号的冲击特征,接下来,笔者人为地生成一个噪声混合信号,采用基于 S 变换和 SVMD 的算法进行冲击信号的特征提取。

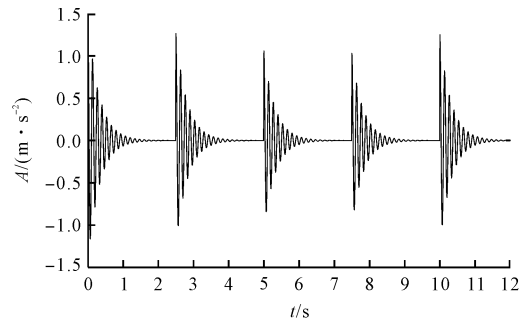
仿真一个指数衰减信号模型,它的冲击成分 $p(t)$ 可表示为:

$$p(t) = \sum_{i=1}^5 A(i) \exp\left(-\frac{2}{3}\pi t\right) \cos(15\pi t)$$

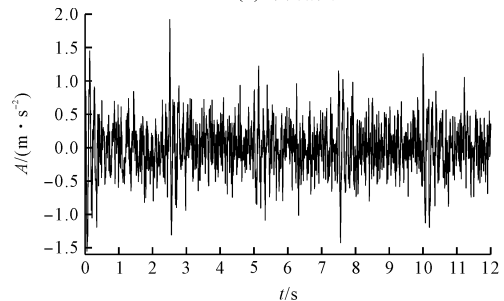
$$p(t) = \sum_{i=1}^5 A(i) \exp\left(-\frac{2}{3}\pi t\right) \cos(15\pi t) \quad (6)$$

其中,振动信号幅值序列 $A(i)$ ($i = 1, 2, \dots, 5$) 为均值 $\mu = 2$,标准差 $\sigma = 0.3$ 的高斯随机序列。

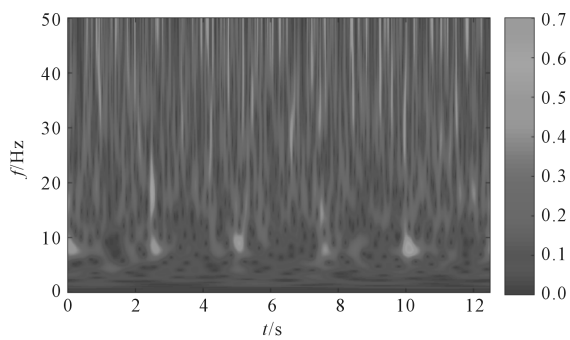
仿真信号的处理图如图 2 所示。



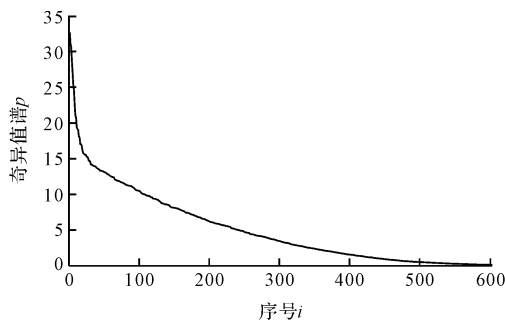
(a) 冲击信号



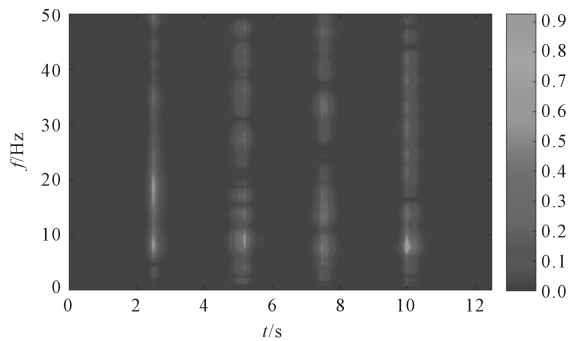
(b) 仿真信号 $x(t)$



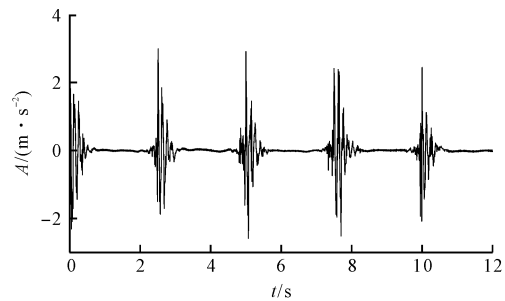
(c) $x(t)$ 的S变换谱



(d) $x(t)$ 的S变换谱系数矩阵奇异值谱



(e) $x(t)$ 经SVMD降噪后得到的谱图



(f) $x(t)$ 中提取出时域冲击特征 $p(t)$

图 2 仿真信号处理图

图 2(a)中, $p(t)$ 为仿真信号 $x(t)$ 中的冲击成分;
图 2(b)中,叠加上高斯白噪声后,变成信噪比为-4的仿真信号 $x(t)$ 。从图中可以明显看出, $x(t)$ 中的冲击成分 $p(t)$ 已经淹没在周围信号中;

图 2(c)中,对仿真信号 $x(t)$ 进行 S 变换,可以得到其时频谱。由于存在强烈的背景噪声,无法清晰地从图 2(c)中观察到仿真信号 $x(t)$ 中的周期性冲击特征;

图 2(d)中,对 S 变换谱系数矩阵进行奇异值分

解,其目的是获得奇异值谱,得到奇异值个数为 1 001,此处选取 $\sigma_{\text{mwdian}} = 501$;

图 2(e)中,对 S 变换谱进行 SVMD 降噪处理;

图 2(f)中,对降噪后的时频谱进行 S 逆变换,提取出仿真信号 $x(t)$ 中的时域冲击特征 $p(t)$ 。

综上所述,基于 ST-SVMD 的算法可以在一定程度上提取出仿真信号 $x(t)$ 的冲击特征。虽然如图 2(a, f)所示,提取到的冲击特征有一些变形和失真,但仍然可以准确得到冲击特征所出现的频率。

4 故障实验

为了验证基于 ST-SVMD 算法的有效性,笔者再次以轴承外圈、滚动体故障为例,进行轴承的外圈和滚动体故障数据分析处理的模拟实验。

此处所用实验台为 QPZZ- II 旋转机械振动分析和故障模拟实验系统。

笔者选用轴承 N205 外圈、滚动体故障进行模拟实验。

轴承 N205 故障滚动轴承相关参数如表 1 所示。

表 1 故障滚动轴承相关参数

名称/单位	参数值	名称/单位	参数值
节圆直径 D/mm	39	接触角度/ $(^\circ)$	0
滚动体直径 d/mm	7.5	转数 $n/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	800
滚动体个数 $Z/\text{个}$	12		

参考轴承手册,可以得到轴承各个部分的故障特征频率参数:实验转速为 800 r/min,可以得到转频 13.3 Hz,内圈故障特征频率 95.15 Hz,外圈故障特征频率 64.45 Hz,滚动体故障特征频率 5.38 Hz。

试验台及传感器布置图如图 3 所示。

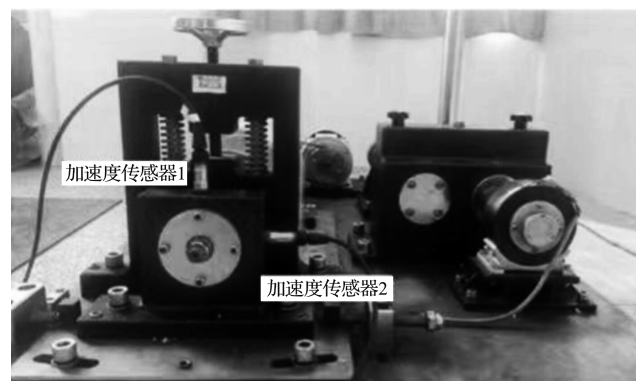


图 3 试验台及传感器布置图

由图 3 可以看出加速度传感器在试验台上的位置。

图 3 中的加速度传感器是磁铁的,可以吸在轴承端盖表面,采用 NI Signal Express 采集模块和 NI-9234 采

集卡对故障信号进行采集;其采样频率 $f_s = 8\ 192\ \text{Hz}$, 采样点数 $N = 8\ 192$ 。

实验故障类型分别为轴承外圈故障和滚动体故障。

5.1 外圈故障

实验过程中获得的滚动轴承外圈故障信号处理图,如图 4 所示。

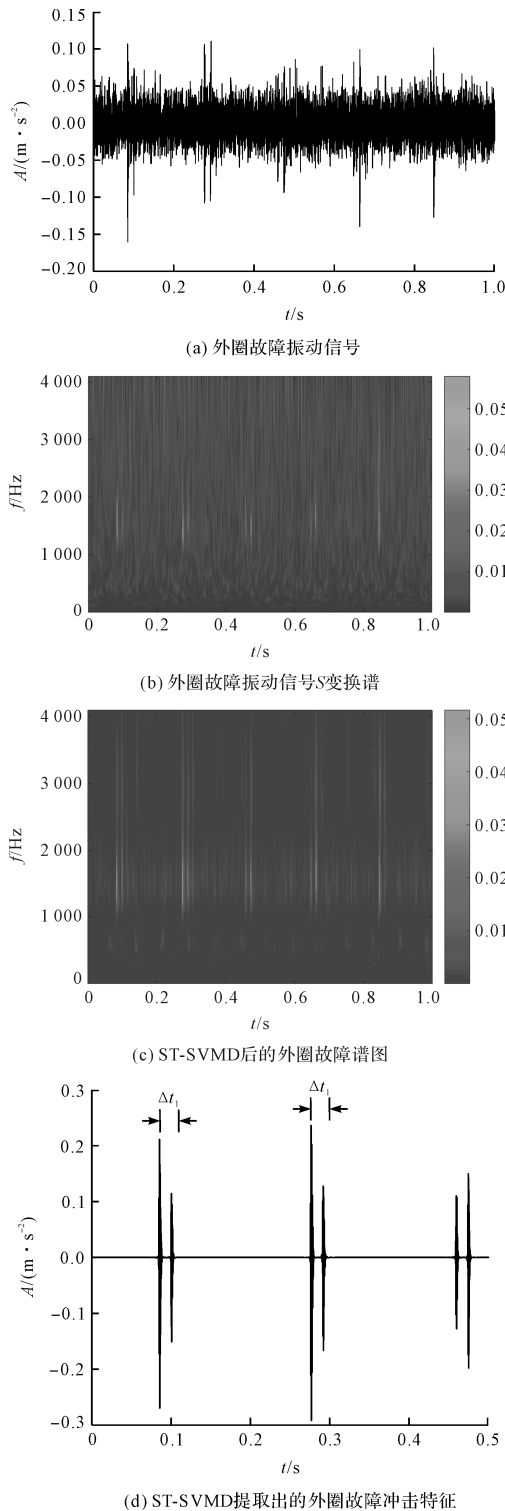


图 4 外圈故障信号处理图

轴承外圈故障的原始振动信号如图 4(a) 所示;对外圈故障振动信号进行 S 变换,得到的时频谱如图 4(b) 所示,再经过奇异值中值降噪,最终得到的时频谱如图 4(c) 所示,信号时域波形如图 4(d) 所示。

通过计算可得出其最小冲击特征周期约为 $\Delta t_1 = 0.015\ 09\ \text{s}$,得到其频率为 $66.269\ \text{Hz}$ 。

由于滚动轴承外圈的故障特征频率为 $64.45\ \text{Hz}$,可见其与所算频率基本一致。

5.2 滚动体故障

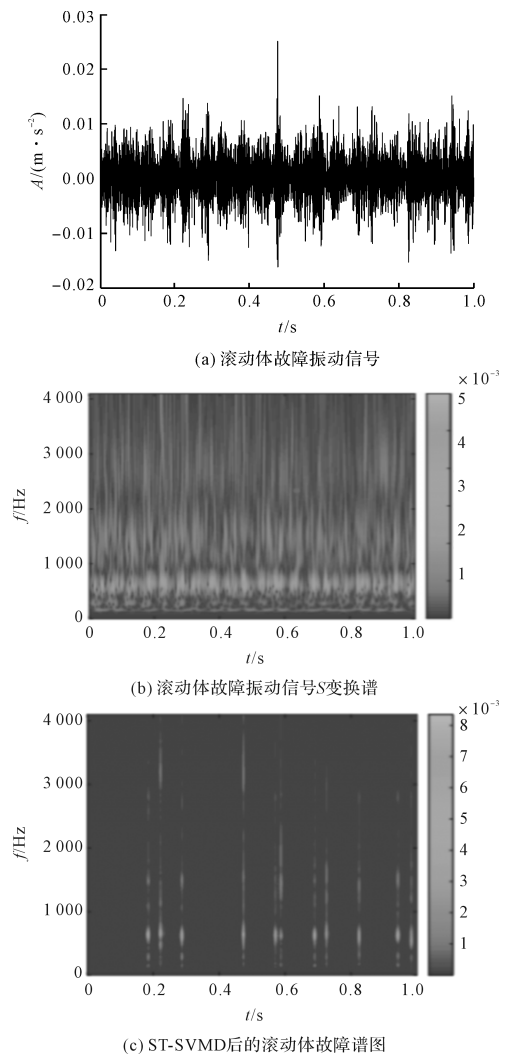
实验过程中获得的滚动轴承滚动体振动信号^[20,21],即故障信号处理图,如图 5 所示。

轴滚动体故障的原始振动信号如图 5(a) 所示;

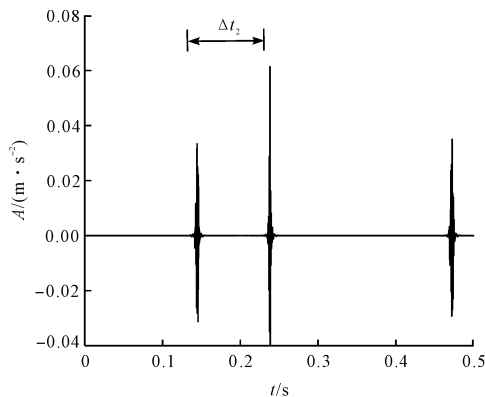
对保持架故障振动信号进行 S 变换后时频谱如图 5(b) 所示;

再经过奇异值中值降噪以后的时频谱如图 5(c) 所示,信号时域波形如图 5(d) 所示。

通过计算可得出最小的冲击特征周期约为 $\Delta t_2 = 0.187\ 4\ \text{s}$,得到其频率为 $5.336\ \text{Hz}$,保持架的故障特征频率 $5.3\ \text{Hz}$ 和算出频率基本一致。



(c) ST-SVMD后的滚动体故障谱图



(d) ST-SVMD提取出的外圈故障冲击特征
图 5 滚动体故障信号处理图

5 结束语

为了有效地提取出滚动轴承故障信号的冲击特征,笔者提出了一种基于 ST-SVMD 算法的滚动轴承故障诊断方法。

笔者首先采用 S 变换(ST)对振动信号进行时频变换,算出时频系数矩阵;然后,采用奇异值中值分解(SVMD)对时频系数矩阵进行计算,筛选出合适的奇异值来降噪;最后,对上述结果进行 S 逆变换,获得信号的时域冲击特征。

其中, S 变换时频谱能为奇异值中值分解(SVMD)提供合适的数据矩阵,将小于奇异值中值的各个奇异值置零,保留大于奇异值中值的各个奇异值,最终达到降噪的目的。

研究表明:

(1)对于仿真信号,ST-SVMD 算法可以在一定程度上提取出其冲击特征,虽然有一些变形和失真,但是仍可以准确地得到冲击特征所出现的频率;

(2)对于实测信号的外圈故障信号,采用 ST-SVMD 算法可得到其频率为 66.269 Hz,滚动轴承外圈故障特征频率 64.45 Hz,与所算频率基本一致;

(3)对于实测信号的内圈故障信号,采用 ST-SVMD 算法可得到其频率为 5.336 Hz,滚动体的故障特征频率 5.3 Hz,与所算频率基本一致。

在后续的工作中,笔者将对 S 变换的参数进行优化,降低对参数调整的依赖,提高其自适性;同时,尝试将 ST-SVMD 应用于更多的设备故障诊断中,扩大其应用范围和领域。

参考文献 (References):

- [1] 赵磊,张永祥,朱丹宸.复杂装备滚动轴承的故障诊断与预测方法研究综述[J].中国测试,2020,46(3):17-25.
- [2] JIN Xiao-hang, ZHAO Ming-bo, et al. Motor bearing fault diagnosis using trace ratio linear discriminant analysis[J]. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2013, 61(5):2441-2451.
- [3] 邢广鑫.基于振动信号分析的滚动轴承故障特征提取研究[D].济南:山东大学机械工程学院,2021.
- [4] 任学平,王朝阁,张玉皓.基于 MCKD-EEMD 的滚动轴承微故障特征提取[J].机械设计与制造,2016(8):193-196.
- [5] 周士帅,窦东阳,薛斌.基于 LMD 和 MED 的滚动轴承故障特征提取方法[J].农业工程学报,2016,32(23):70-76.
- [6] WANG Q, GAO J, LIU N, et al. High-resolution seismic time-frequency analysis using the synchrosqueezinggeneralized S-transform[J]. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**, 2018, 15(3):374-378.
- [7] 郑成龙,王宝善. S 变换在地震资料处理中的应用及展望[J].地球物理学进展,2015(4):12.
- [8] 徐方维,杨洪耕,叶茂清,等.基于改进 S 变换的电能质量扰动分类[J].中国电机工程学报,2012,32(4):77-84.
- [9] 杨先勇,周晓军,张文斌,等.基于形态小波和 S 变换的滚动轴承故障特征提取[J].浙江大学学报:工学版,2010(11):6.
- [10] 潘高元,李舜酩,安增辉,等.滚动轴承冲击特征提取的同步挤压 S 变换方法[J].振动工程学报,2020,33(2):8.
- [11] 张永祥,王孝霖,张帅.基于奇异值分解和相关峭度的滚动轴承故障诊断方法研究[J].振动与冲击,2014,33(11):167-171.
- [12] 张静,纪俊卿,许同乐,等.一种基于变分模态分解参数优化的轴承故障诊断方法[J].科学与技术,2021,21(9):3601-3605.
- [13] LEE J Y, NANDI A K. Blind deconvolution of impacting signals using higher-order statistics[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 1998, 12(2):357-371.
- [14] LEE J Y, NANDI A K. Extraction of impacting signals using blind deconvolution[J]. **Journal of Sound and Vibration**, 2000, 232(5):945-962.
- [15] 段向阳,王永生,苏永生.基于奇异值分解的信号特征提取方法研究[J].振动与冲击,2009,28(11):30-33.
- [16] 韩孝明.矩阵奇异值分解算法及应用研究[J].兰州文理学院学报:自然科学版,2021,35(1):5.
- [17] 郭远晶,魏燕定,周晓军,等. S 变换时频谱 SVD 降噪的冲击特征提取方法[J].振动工程学报,2014,27(4):621-628.
- [18] STOCKWELL R G, MANSINHA L, et al. Localization of the complex spectrum: the S transform[J]. **Signal Processing, IEEE Transactions on**, 1996, 44(4):998-1001.
- [19] 潘宏侠,李肖,李宗贤.基于 S 变换的时域边际谱及其应用[J].振动.测试与诊断,2018,38(1):39-44,204.
- [20] 郑煜,王凯,杨利红.滚动轴承早期故障优化自适应随机共振诊断法[J].轻工机械,2020,38(2):74-76,83.
- [21] 慎明俊,高宏玉,张守京.基于 CEEMD 和 3 点对称差分能量算子的滚动轴承故障诊断方法[J].轻工机械,2021,39(4):62-67.

[编辑:雷敏]

本文引用格式:

字玉,周俊.基于 S 变换与奇异值中值分解的滚动轴承故障诊断[J].机电工程,2022,39(7):949-954.

ZI Yu, ZHOU Jun. Fault diagnosis of rolling bearing based on S transform and singular value median decomposition[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2022, 39(7):949-954.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>