

# 强背景噪声振动信号中 滚动轴承故障冲击特征提取

刘湘楠, 赵学智, 上官文斌

(华南理工大学机械与汽车工程学院, 广东 广州 510641)

**摘要:** 针对机械早期故障引起的冲击特征微弱, 易受强背景信号和噪声的干扰而难以提取的问题, 提出一种奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 差分谱与 S 变换相结合的微弱冲击特征提取方法。将原始信号构造成 Hankel 矩阵, 采用 SVD 对重构矩阵进行分解; 利用奇异值差分谱确定降噪阶次进行降噪; 采用 S 变换对降噪后的信号进行时频分析, 提取信号中的微弱冲击特征信息。通过数值仿真和实际轴承故障数据的对比, 表明该方法可有效辨别轴承振动信号中故障引起的早期微弱冲击特征, 为轴承故障诊断提供先验信息。

**关键词:** 故障诊断; 滚动轴承; 冲击特征; 奇异值分解; S 变换

**中图分类号:** TH165<sup>+</sup>.3; TH133.33; TN911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2021)01-0202-09

**DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2021.01.023

## 引言

滚动轴承是旋转机械设备中广泛使用的零部件之一, 也是旋转机械最主要的故障来源之一<sup>[1]</sup>。在实际运行过程中由于工况复杂、过载、安装精度差及润滑不良等原因, 滚动轴承外圈、滚动体及内圈等部件容易发生故障, 进而影响机械系统整体运行的安全性和可靠性<sup>[2]</sup>。滚动轴承产生故障时, 工作过程中会产生突变的冲击力, 该冲击信号的频率即为损伤点撞击轴承元件的频率<sup>[3]</sup>。滚动轴承振动信号蕴含了大量的运行状态信息, 表现为非线性和非平稳性的调制信号, 对振动信号进行分析, 可有效获取振动信号中所包含的轴承故障引起的冲击特征信息。但由于旋转机械设备结构复杂以及工作条件的多样性, 各种激励源产生的信号相互耦合, 导致滚动轴承故障引起的冲击特征常常淹没在强背景信号和噪声中, 比较难以识别, 特别是早期故障信号, 在强噪声背景下轴承振动信号故障冲击特征信息微弱, 更加难以提取<sup>[4-5]</sup>。因此, 如何实现强噪声背景下轴承振动信号故障冲击特征信息的有效提取, 对旋转机械设备正常运行具有重要意义。

传统的信号特征信息提取方法中, 傅里叶变换由于缺乏时间、频率的定位功能, 在非平稳信号分析中有很大的局限性。随着短时傅里叶变换 (ST-FT)、连续小波变换 (CWT) 等时频分析理论的逐渐

发展, 为快速精确提取非平稳信号时频特征提供了新的途径。但现有的时频分析方法都具有一定的局限性, 如: STFT 其时间窗口的大小、形状都是固定的, 与频率无关, 无法同时获得精准的时刻和频率<sup>[6]</sup>。CWT 结果受 Heisenberg 不确定性原理和小波基函数的影响, 在实际处理中难以找到合适的小波基函数, 而且 CWT 得到的小波系数谱会发生能量泄漏, 使得瞬时频率能量分布被模糊化<sup>[7]</sup>。S 变换是一种新的时频分析方法, 克服了 STFT 窗函数以及 CWT 基函数固定不变的缺点, 是一种高效的自适应信号时频分析方法, 适合分析非线性和非平稳信号, 通过调整参数可以改变信号的时频分辨率, 以便得到冲击信号在时频域中良好的能量集中性, 并且其逆变换完全无损<sup>[8-9]</sup>。Pinnegar 等<sup>[10]</sup>研究表明 S 变换在无噪声干扰下能够显著提高时频分辨率, 但在强背景噪声时会出现时频模糊的特点, 难以有效识别信号中的冲击特征信息。由于现场采集的轴承故障振动信号中往往存在着较强的环境噪声及其他振动源干扰, 会严重影响 S 变换的时频分析精度, 因此, 在利用 S 变换对轴承振动信号故障冲击特征信息进行提取前, 对信号进行降噪处理是十分必要的。

奇异值分解作为一种非线性信号降噪方法, 在轴承振动信号<sup>[11-12]</sup>、语音信号<sup>[13]</sup>、电荷放电信号<sup>[14]</sup>等不同性质信号降噪方面有着广泛的应用。利用 SVD 对信号进行降噪的关键在于如何利用信号构造合适的矩阵以及确定有效奇异值的个数。目前

SVD降噪中应用最广泛的矩阵形式是Hankel矩阵,采用Hankel矩阵的突出特点就是能够消除信号中的噪声<sup>[15-17]</sup>。另外,信号非零奇异值中有效奇异值个数的选取决定着降噪效果的好坏,奇异值个数选取过少容易导致信号有用信息丢失,有时甚至会导致信号波形出现畸变,而选取过多又会造成信号降噪效果较差<sup>[18]</sup>。赵学智等<sup>[19]</sup>研究表明,根据奇异值差分谱的峰值位置可以准确地确定有效奇异值的个数。

基于以上原因,本文提出一种基于SVD差分谱和S变换相结合的微弱故障冲击特征信息提取方法。该方法将SVD差分谱作为S变换的前置滤波单元,对信号滤波降噪后再进行S变换时频分析,根据信号时频谱图获取故障冲击特征。最后,将该方法应用于轴承故障信号分析,成功提取出其故障冲击特征,获得了较为满意的结果。

## 1 理论分析

### 1.1 SVD分解降噪理论

假设从滚动轴承测得的含有噪声的数据信号为 $y=(y_1, y_2, \dots, y_N)$ ,基于相空间重构理论,可以构成 $p \times q$ 阶Hankel矩阵<sup>[20-22]</sup>

$$E_m = \begin{pmatrix} y_1 & y_2 & \cdots & y_q \\ y_2 & y_3 & \cdots & y_{q+1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_p & y_{p+1} & \cdots & y_N \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中 $E_m$ 为 $p \times q$ 阶矩阵, $N$ 为信号长度, $N=p+q-1$ ,并且 $p \geq q$ 。

矩阵 $E_m$ 通过重构吸引子的特征揭示了它在重构空间的动态特性,因此,可以将 $E_m$ 表示成 $E_m = D + W$ 的形式, $D$ 表示光滑信号在重构空间的 $p \times q$ 矩阵, $W$ 表示噪声干扰信号的 $p \times q$ 矩阵。如何对原信号进行降噪,就是怎样寻找到 $D$ 的最佳逼近矩阵。

对 $E_m$ 进行奇异值分解可以得到

$$E_m = USV^T \quad (2)$$

式中 $U$ 和 $V^T$ 分别为 $p \times p$ 和 $q \times q$ 矩阵, $S$ 为 $p \times q$ 的对角矩阵,主对角线为 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, k), k=\min(p, q)$ 即

$$S = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k) \quad (3)$$

式中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$ 为矩阵 $E_m$ 的奇异值, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_k$ , $U$ 和 $V^T$ 表示左右奇异矩阵。

根据奇异值分解理论和Frobenius范数意义下矩阵最佳逼近定理得到:有用信号主要由前 $r$ 个较大的奇异值反映,噪声信号由后面较小的奇异值反

映,去掉代表噪声信号的较小奇异值,则源信号中的噪声被去除,再进行奇异值分解的逆过程演算,最终得到矩阵 $\hat{E}_m$ ,那么矩阵 $\hat{E}_m$ 就是 $E_m$ 的秩为 $r$ 的最大逼近矩阵。 $\hat{E}_m$ 相对于 $E_m$ 而言其噪声已被大大压缩。将矩阵 $\hat{E}_m$ 中的反对角线元素相加平均,可以得到降噪后的信号。

奇异值差分谱序列 $b_i = \lambda_i - \lambda_{i+1} (i=1, 2, \dots, q-1)$ 描述了奇异值序列的具体变化情况。差分后形成序列 $B = (b_1, b_2, \dots, b_{q-1})$ 充分地反映了相邻的两个奇异值的变化,根据定义的差分谱序列可知,两个相邻的奇异值差别越大,那么它们在整个差分谱中所表现出的特征也越明显,也就是说它们之间产生的峰值也就相对越大。而这些较大的峰值通常携带有非常重要的状态信息,因此较大峰值尤其应受到关注,而这些较大峰值的出现就是由于有用信号和噪声信号的不相关而导致的。因此,根据所得峰值的不同,选取奇异值差分谱中峰值群的最后一个峰值点所对应的奇异值阶数作为有效秩阶次,将有效奇异值阶次所对应的信号分量组合重构,得到有用信号。

### 1.2 S变换理论

S变换算法是在STFT和CWT基础上发展起来的一种新型时频分析方法,由Stockwell在研究地球物理数据时提出,该算法<sup>[23]</sup>适合分析非线性、非平稳性信号。

对于给定的信号 $x(t)$ ,其STFT定义为

$$STFT_x(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)g(\tau-t)e^{-i2\pi ft} dt \quad (4)$$

将其中的窗函数 $g(t)$ 用一个标准的高斯窗函数代替,即

$$g(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

令控制窗宽的参数 $\sigma$ 为

$$\sigma(f) = \frac{1}{|f|} \quad (6)$$

得到 $x(t)$ 的S变换定义为

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\tau-t)^2 f^2}{2}} e^{-i2\pi ft} dt \quad (7)$$

根据式(7)可以看出S变换是一种加高斯窗且窗宽与信号频率 $f$ 成反比的特殊STFT。通过对比式(4)和(7)可知,S变换能够在分析信号低频段实现更高的频率分辨率,而在高频段获取更高的时间分辨率。

另外,S变换也可由CWT经过“相位修正”得到,信号 $x(t)$ 的CWT定义为

$$W(\tau, d) = \frac{1}{\sqrt{d}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-\tau}{d}\right) dt \quad (8)$$

将式(8)乘以一个相位修正因子  $\sqrt{|f|} e^{-i2\pi f\tau}$ , 并令尺度系数  $d = 1/|f|$ , 便得到  $x(t)$  的 S 变换数学表达式

$$S(\tau, f) = \sqrt{|f|} e^{-2\pi i f\tau} W(\tau, f) \quad (9)$$

其中:基本母小波定义为

$$\begin{aligned} \psi\left(\frac{t-\tau}{d}\right) &= \psi[(t-\tau)f] = \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 f^2}{2}} e^{-2\pi i f(t-\tau)} \end{aligned} \quad (10)$$

根据式(9)可知 S 变换是一种相位修正的 CWT, 弥补了 CWT 缺乏信号相位信息的不足。

## 2 基于 SVD 差分谱和 S 变换的冲击特征提取方法

机械设备产生故障时,传感器采集的振动信号中包含了故障冲击特征信息。如何实现信号故障冲击特征信息的有效提取,是实现轴承故障诊断的关键。本文提出一种基于 SVD 差分谱与 S 变换相结合的微弱故障冲击特征信息提取方法,图 1 为该方法的流程图。

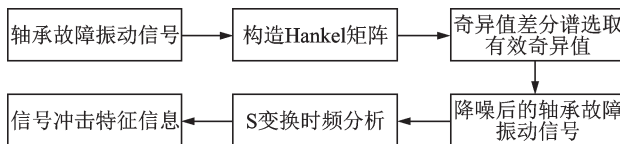


图 1 本文方法流程图

Fig. 1 The flowchart of the proposed method

根据轴承外圈产生故障时产生的冲击衰减信号构造仿真信号,验证基于 SVD 差分谱和 S 变换相结合的微弱故障冲击特征提取方法。该仿真信号的数学表达式如下

$$y(t) = 5e^{0.1 \times 2\pi \times f_u \times t} \sin(2\pi f_u \sqrt{1-g^2} t) \quad (11)$$

式中  $g=0.1$  为阻力系数;  $f_u$  为固有频率,且  $f_u=3000$  Hz。

信号采样频率为 20 kHz,如图 2 所示在 0-2048 点数据长度内均匀的产生 11 个冲击。冲击特征的时间间隔为 0.01 s,对应的外圈故障频率为 100 Hz。在信号中加入信噪比为 0 的高斯白噪声,图 3 为加噪后的信号波形图。

由图 3 可知,加噪后的信号中冲击特征微弱,从时域信号波形图中已无法获取冲击特征。

采用 STFT, CWT, S 变换分别对加噪前后仿真信号进行时频分析,其中 CWT 所用的小波为

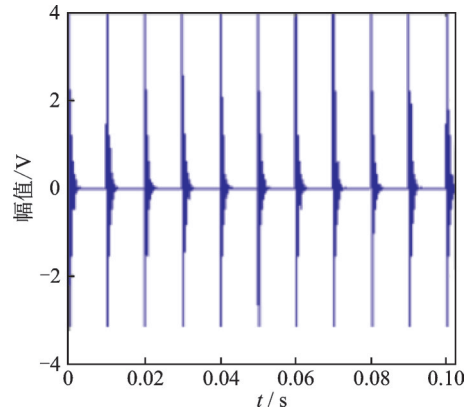


图 2 仿真信号波形

Fig. 2 Wave of simulation signal

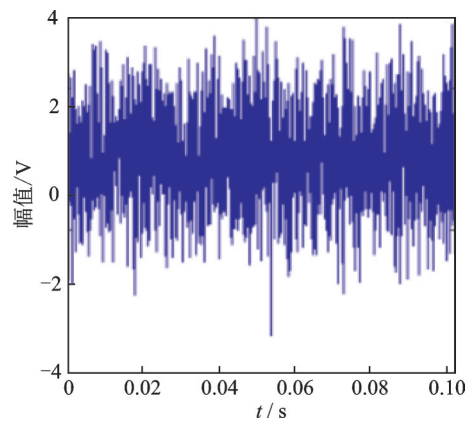


图 3 加噪后仿真信号波形

Fig. 3 The waveform of noisy simulation signal

Morlet 小波,尺度为 64。图 4 为仿真信号加噪前后的时频谱图。由图 4(a)可知:STFT 无法提取信号冲击特征信息;CWT 在时间和尺度方向上尺度分布带较宽,能量分布较发散,时频分辨率较低,能量不能很好地集聚在信号本身的特征尺度附近;与之相比,从 S 变换的时频分布谱中可以看到,信号的频率分布带精细,信号的能量分布在时间和频率上表现得更加集聚,时频分辨率更高,能量较好地集聚在信号本身频率的周围。

由图 4(b)可知,当冲击信号在强噪声背景下特征微弱时,采用 STFT, CWT 和 S 变换三种时频分析方法均难以有效识别信号冲击特征。

将加噪后的冲击信号构造成  $1024 \times 1025$  阶 Hankel 矩阵,采用 SVD 对矩阵进行分解,根据奇异值差分谱选取有效奇异值。图 5 为信号的奇异值差分谱图,将 28 个有效奇异值对应的信号组合重构,获得降噪后仿真信号。

采用 STFT, CWT, S 变换 3 种方法分别对 SVD 差分谱降噪后的仿真信号进行时频分析,图 6 为仿真信号降噪后时频谱图。由图 6 可知,利用本文所提出的方法能够有效识别强噪声背景下微弱冲击特征。

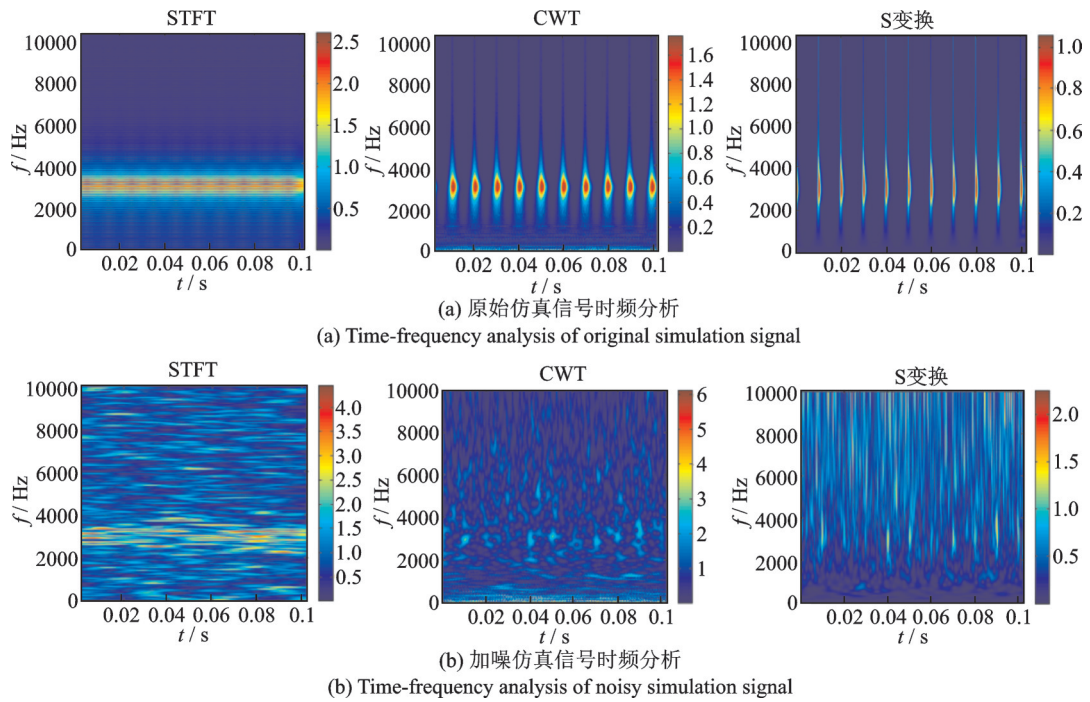


图 4 仿真信号加噪前后时频谱图

Fig. 4 The spectrum of the simulation and noisy signal

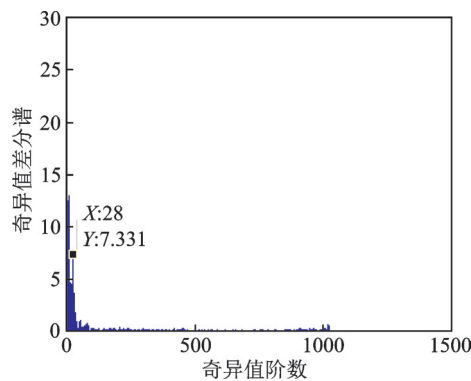


图 5 奇异值差分谱

Fig. 5 Singular value difference spectrum

对采用 SVD 差分谱降噪后的时频谱进行 S 逆变换,提取仿真信号的时域冲击特征,如图 7 所示。

对比图 2 和 7 可知,本方法所提取的冲击特征不可避免出现一定的变形和失真,但作为最重要信息的冲击特征出现频率,则可以完全有效地提取出来。

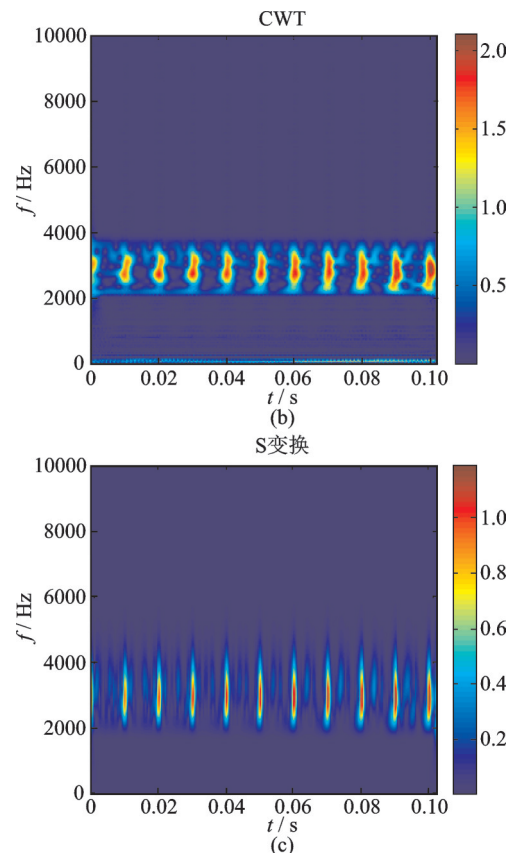
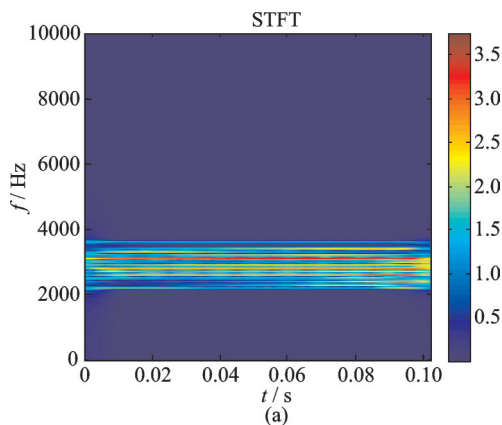


图 6 仿真信号降噪后时频谱图

Fig. 6 The spectrum of the denoised signal



### 3 滚动轴承故障振动信号冲击特征提取

为验证基于 SVD 差分谱和 S 变换方法在轴承

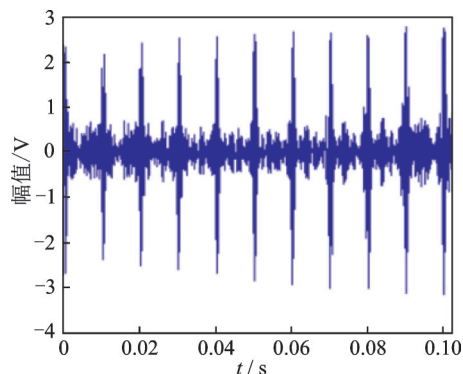


图7 仿真信号中的时域冲击特征

Fig. 7 The time domain impact feature of simulation signal

故障信号中提取冲击特征的有效性和实用性,采用美国西储大学相关轴承数据进行试验,试验轴承型号为:SKF6205-2RS 深沟球轴承,轴承外径为 52 mm,内径为 25 mm,厚度为 15 mm,滚动体直径为 7.94 mm,节圆直径为 39 mm,滚子数量为 9 个。轴承故障件制造过程中,采用电火花技术在轴承内圈加工 0.1788 mm、深度为 0.2794 mm 的单点故障,以及在轴承外圈加工 0.5334 mm、深度为 0.2794 mm 的单点故障。试验装置如图 8 所示,测试轴承的外环与箱体固定,内环随电机轴一起转动。

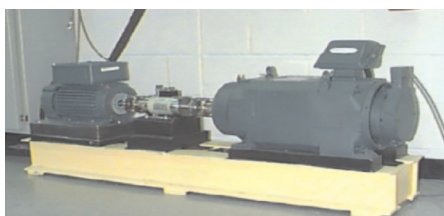


图8 试验设备图

Fig. 8 The experimental equipment diagram

轴承故障振动频率计算公式如下:

$$f_o = \frac{1}{2} f_r (1 - \frac{d}{D} \cos \delta) Z \quad (12)$$

$$f_i = \frac{1}{2} f_r (1 + \frac{d}{D} \cos \delta) Z \quad (13)$$

式中  $f_o$  为轴承外圈故障振动频率;  $f_i$  为轴承内圈故障振动频率;  $f_r$  表示转频;  $d$  为滚动体直径;  $D$  为节圆直径;  $\delta$  为接触角;  $Z$  为滚子数量。

试验驱动电机功率为 2.2 kW、电机输出转速为 1730 r/min,根据式(12)和(13)计算可得外圈故障频率为 104.57 Hz,内圈故障频率为 157.94 Hz。采样频率为 12 kHz,采样长度为 1024 Hz。

### 3.1 内圈故障分析

结合旋转机械设备的实际工况,滚动轴承故障振动信号通常易受强背景噪声干扰,因此,本文在轴承内圈故障振动信号中添加信噪比为 0 的高斯白噪

声,以模拟工程实际。图 9 为加噪前后轴承内圈故障振动信号波形图。

由图 9(b)可知,加噪后轴承内圈故障引起的冲击特征微弱,从时域信号波形图中已无法获取冲击特征。本文采用 STFT, CWT, S 变换分别对加噪前后轴承内圈故障振动信号进行时频分析,其中 CWT 所用的小波为 Morlet 小波,尺度为 64。

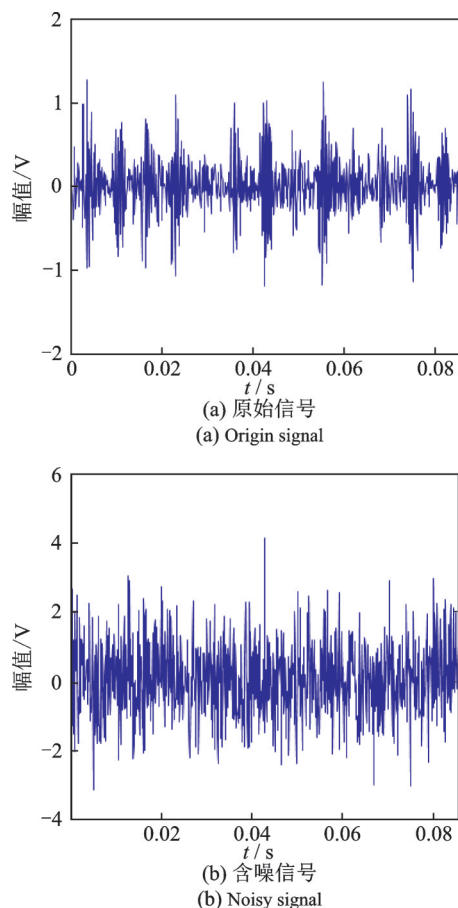


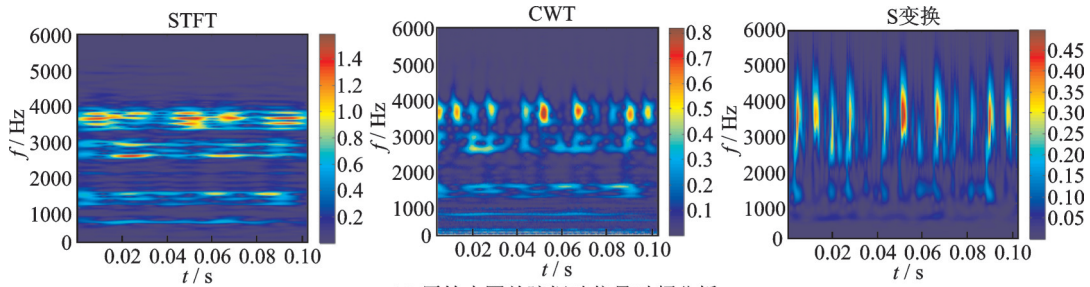
图9 加噪前后内圈故障振动信号波形

Fig. 9 Wave of signal  $f_i$  before and after noise addition

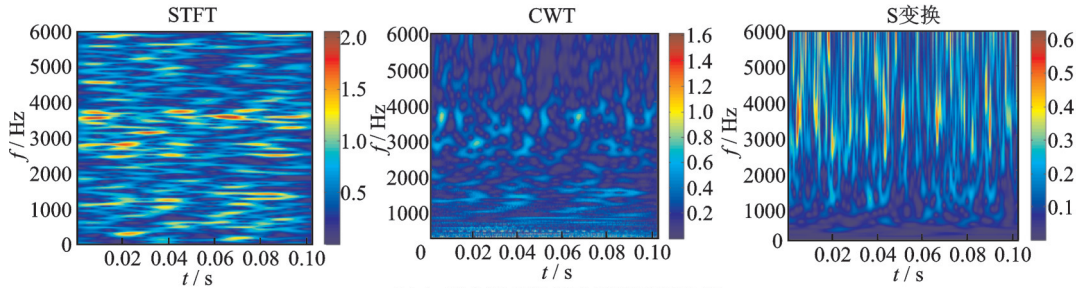
图 10 为内圈故障振动信号加噪前后时频谱图。由图 10(b)可知,当轴承内圈故障引起的冲击特征呈现出强噪声背景下特征微弱时,采用 STFT, CWT 和 S 变换 3 种时频分析方法均难以有效获取内圈故障引起的冲击特征。为准确识别强噪声背景下轴承内圈故障引起的冲击特征,需对信号进行降噪预处理。

将加噪的轴承内圈故障振动信号构造成  $512 \times 513$  阶 Hankel 矩阵,采用 SVD 对矩阵进行分解,根据奇异值差分谱选取有效奇异值。图 11 为信号的奇异值差分谱图,将 28 个有效奇异值对应的信号组合重构,获得降噪后的轴承内圈故障振动信号。

采用 STFT, CWT, SST 三种方法对 SVD 差分谱降噪后的轴承内圈故障振动信号进行时频分析,



(a) 原始内圈故障振动信号时频分析  
(a) Time-frequency analysis of the original inner ring fault vibration signal



(b) 加噪内圈故障振动信号时频分析  
(b) Time-frequency analysis of noisy vibration signal of inner ring fault

图 10 仿真信号加噪前后时频谱图

Fig. 10 The spectrum of the simulation and noisy signal

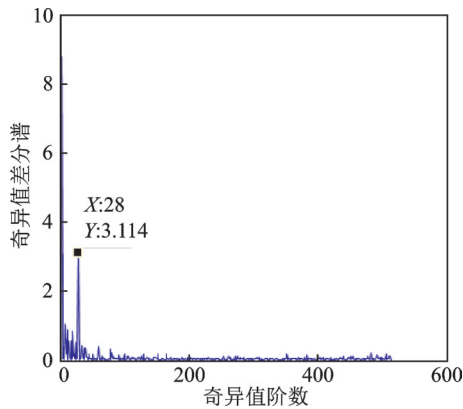


图 11 奇异值差分谱图

Fig. 11 Singular value difference spectrum of signal  $f_i$

图 12 为内圈故障振动信号降噪后时频谱图。

由图 12 可知,利用本文所提出的方法对降噪后的内圈故障振动信号进行时频分析,可有效获取微弱冲击特征。整个时间轴上,频率轴约 3000 Hz 处出现明显的周期性冲击特性,其周期约为 0.006253 s,

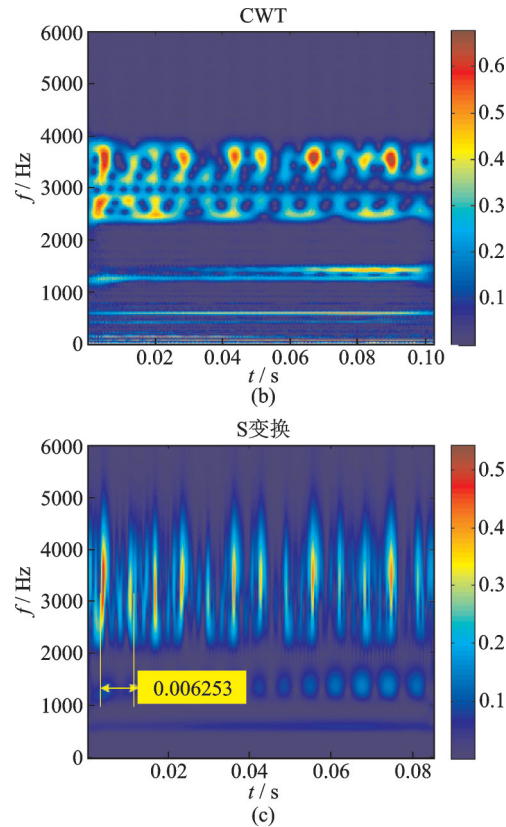


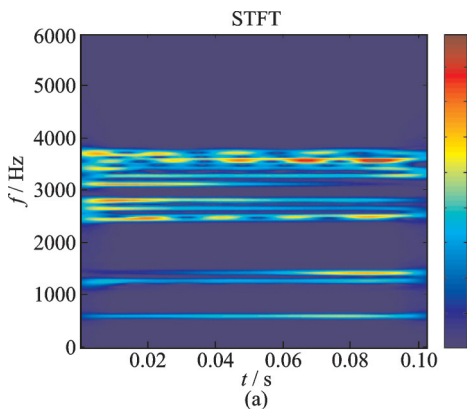
图 12 内圈故障振动信号降噪后时频谱图

Fig. 12 The spectrum of the signal  $f_i$  by SVD denoising

对应的频率为 159.92 Hz,与内圈故障频率 157.94 Hz 基本一致。

对采用 SVD 差分谱降噪后的内圈故障振动信号时频谱进行 S 逆变换,提取轴承内圈故障振动信号中的时域冲击特征,如图 13 所示。

对比图 9(a)和 13 可知,本方法所提取的内圈故



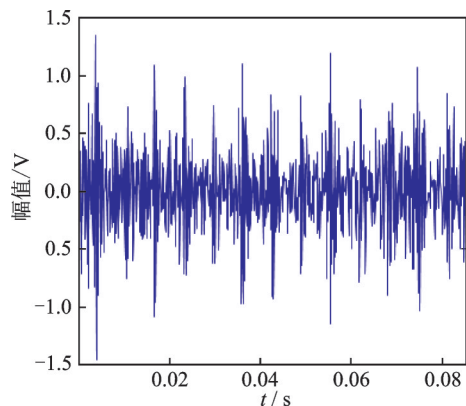


图13 内圈故障振动信号中的时域冲击特征

Fig. 13 The time domain impact feature of signal  $f_i$ 

障引起的冲击特征不可避免地出现一定的变形和失真,但作为最重要信息的冲击特征出现频率,则可以完全有效地提取出来。

### 3.2 外圈故障分析

将本文所提出的方法应用于滚动轴承外圈单点故障振动信号特征提取,图14为轴承外圈故障振动信号波形图。

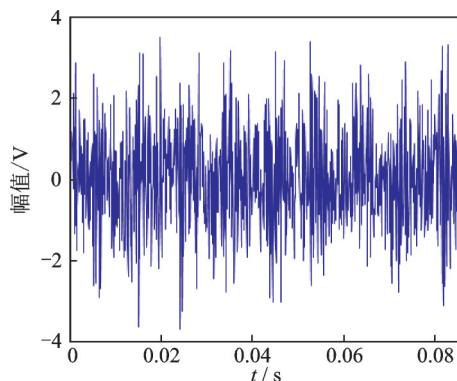


图14 轴承外圈故障振动信号波形

Fig. 14 Wave of signal  $f_o$ 

由图14可知,轴承外圈故障引起的冲击特征在强噪声背景下特征微弱,由信号时域图难以获取信号冲击特征。

将外圈故障振动信号构造成  $512 \times 513$  阶 Hankel 矩阵,采用 SVD 对矩阵进行分解,根据奇异值差分谱选取有效奇异值。图15为信号的奇异值差分谱图,将14个有效奇异值对应的信号组合重构,获得降噪后的外圈故障振动信号。

采用 S 变换对降噪后外圈故障振动信号进行时频分析。图16为降噪后滚动体故障振动信号的 S 变换时频谱图。

由图16可知,采用 S 变换对降噪后的外圈故障振动信号进行时频分析,可有效获取微弱冲击特征。整个时间轴上,频率轴约 3500 Hz 处出现明显的周

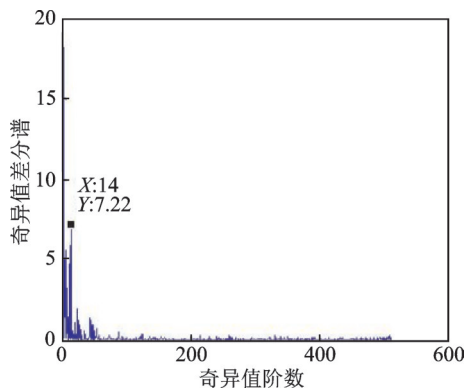


图15 奇异值差分谱

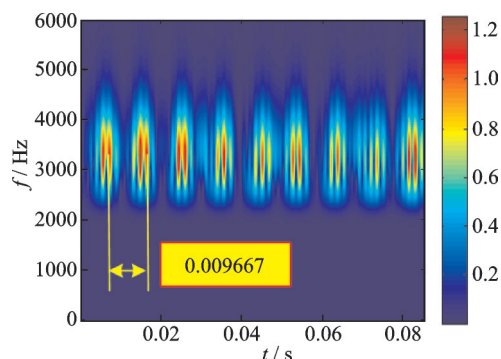
Fig. 15 Singular value difference spectrum of signal  $f_o$ 

图16 降噪后外圈故障振动信号的 S 变换时频谱图

Fig. 16 The spectrum of the signal  $f_o$  by SVD denoising

期性冲击特性,其周期约为 0.009667 s,对应的频率为 103.44 Hz,与外圈故障频率 104.57 Hz 基本一致。

对采用 SVD 差分谱降噪后的时频谱进行 S 逆变换,提取轴承外圈故障振动信号中的时域冲击特征,如图17所示。

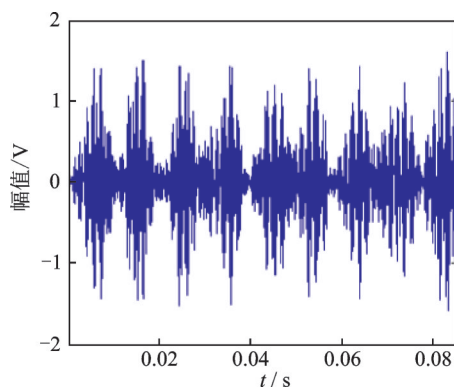


图17 外圈故障振动信号中的时域冲击特征

Fig. 17 The time domain impact feature of signal  $f_o$ 

由图17可知,采用本文方法能实现强噪声背景下轴承外圈故障引起的冲击特征信息。

综上所述,实验模拟的轴承内圈分析结果验证了本文方法对强噪声背景下故障微弱冲击特征提取的有效性。在此基础上,将本文所提出的方法应用于轴承外圈故障振动信号进行分析,结果表明,该方

法能够有效提取外圈故障引起的冲击特征,实现了对滚动轴承的故障诊断。

## 4 结 论

(1) 提出了一种基于 SVD 差分谱和 SST 相结合的信号弱冲击特征提取方法。首先将原始信号构造 Hankel 矩阵,利用 SVD 对矩阵进行分解;再利用差分谱理论确定降噪阶次进行降噪,最后,采用 S 变换对降噪后的信号进行时频分析,实现了信号弱冲击特征的有效提取;

(2) 对比分析了 STFT, CWT, S 变换 3 种方法对信号冲击特征的识别能力,结果表明: STFT 无法识别信号弱冲击特征; CWT 能识别信号弱冲击特征,但其分辨率及时频聚集性不如 S 变换; S 变换提高了时频聚集性,能够有效识别信号中的冲击特征。

### 参考文献:

- [1] El-Thalji I, Jantunen E. A summary of fault modelling and predictive health monitoring of rolling element bearings [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2015, 60-61(1): 252-272.
- [2] Dybała J. Rolling bearing diagnosing method based on empirical mode decomposition of machine vibration signal [J]. *Applied Acoustics*, 2014, 77(3):195-203.
- [3] 唐贵基, 蔡 伟. 应用小波包和包络分析的滚动轴承故障诊断 [J]. *振动、测试与诊断*, 2009, 29(2): 201-204.  
Tang Guiji, Cai Wei. Rolling bearings fault diagnosis by using wavelet packet and envelope analysis [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2009, 29(2): 201-204.
- [4] 陈志新, 徐金梧, 杨德斌. 基于复小波块阈值的降噪方法及其在机械故障诊断中的应用 [J]. *机械工程学报*, 2007, 43(6):200-204.  
Chen Zhixin, Xu Jinwu, Yang Debin. Denoising method of block thresholding based on DT-CWT and its application in mechanical fault diagnosis [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2007, 43(6):200-204.
- [5] 李富才, 何正嘉, 陈 进. 小波域相关滤波法及其早期故障预示应用 [J]. *振动工程学报*, 2005, 18(2): 145-148.  
Li Fucai, He Zhengjia, Chen Jin. Wavelet transform domain correlation filter and its application in incipient fault prognosis [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2005, 18(2):145-148.
- [6] 刘义亚, 李 可, 陈 鹏. 基于同步压缩小波变换的滚动轴承故障诊断 [J]. *中国机械工程*, 2018, 29(5): 585-590.  
Liu Yiya, Li Ke, Chen Peng. Fault diagnosis for rolling bearings based on synchrosqueezing wavelet transform [J]. *China Mechanical Engineering*, 2018, 29(5): 585-590.
- [7] Sinha S, Routh P S, Anno P D, et al. Spectral decomposition of seismic data with continuous-wavelet transform [J]. *Geophysics*, 2008, 70(6):19-25.
- [8] Pinnegar C R, Mansinha L. The S-transform with windows of arbitrary and varying shape [J]. *Geophysics*, 2003, 68(1):381-385.
- [9] Kazemi K, Amirian M, Dehghani M J. The S-transform using a new window to improve frequency and time resolutions [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2014, 8(3):533-541.
- [10] Pinnegar C R, Mansinha L. Time-local spectral analysis for non-stationary time series: The S-transform for noisy signals [J]. *Fluctuation & Noise Letters*, 2012, 3(3):L357-L364.
- [11] 王建国, 李 健, 万旭东. 基于奇异值分解和局域均值分解的滚动轴承故障特征提取方法 [J]. *机械工程学报*, 2015, (3):104-110.  
Wang Jianguo, Li Jian, Wang Xudong. Fault feature extraction method of rolling bearings based on singular value decomposition and local mean decomposition [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, (3):104-110.
- [12] Golafshan R, Sanliturk K Y. SVD and Hankel matrix based de-noising approach for ball bearing fault detection and its assessment using artificial faults [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2016, (70-71): 36-50.
- [13] Zheng C, Peng R, Li J, et al. A constrained MMSE LP residual estimator for speech dereverberation in noisy environments [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 21(12):1462-1466.
- [14] Ashtiani M B, Shahrtash S M. Partial discharge de-noising employing adaptive singular value decomposition [J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2014, 21(2):775-782.
- [15] 李 华, 刘 韬, 伍 星, 等. 基于 SVD 和熵优化频带熵的滚动轴承故障诊断研究 [J]. *振动工程学报*, 2018, 31(2):180-186.  
Li Hua, Liu Tao, Wu Xing, et al. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on SVD and optimized frequency band entropy by entropy [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2018, 31(2):180-186.
- [16] 胥永刚, 张志新, 马朝永, 等. 改进奇异谱分解及其在



- 轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2019, 32(3): 540-547.
- Xu Yonggang, Zhang Zhixin, Ma Chaoyong, et al. Improved singular spectrum decomposition and its application in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(3): 540-547.
- [17] 王超, 孔凡让, 黄伟国, 等. 改进的奇异值分解在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2014, 27(2): 296-303.
- Wang Chao, Kong Fanrang, Huang Weiguo, et al. Application of improved singular value decomposition in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2014, 27(2): 296-303.
- [18] 赵学智, 叶邦彦, 陈统坚. 奇异值差分谱理论及其在车床主轴箱故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2010, 46(1): 100-108.
- Zhao Xuezhi, Ye Bangyan, Chen Tongjian. Difference spectrum theory of singular value and its application to the fault diagnosis of headstock of lathe[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(1): 100-108.
- [19] 赵学智, 叶邦彦, 陈统坚. 基于小波-奇异值分解差分谱的弱故障特征提取方法[J]. 机械工程学报, 2012, 48(7): 37-48.
- Zhao Xuezhi, Ye Bangyan, Chen Tongjian. Extraction method of faint fault feature based on wavelet-SVD difference spectrum[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(7): 37-48.
- [20] 吕志民, 张武军, 徐金梧, 等. 基于奇异谱的降噪方法及其在故障诊断技术中的应用[J]. 机械工程学报, 1999, 35(3): 85-88.
- Lü Zhiming, Zhang Wujun, Xu Jinwu, et al. A noise reduction method based singular spectrum and its application in machine fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 1999, 35(3): 85-88.
- [21] 杨文献, 姜节胜. 机械信号奇异熵研究[J]. 机械工程学报, 2000, 36(12): 9-13.
- Yang Wenxian, Jiang Jiesheng. Research on mechanical signal singular entropy[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2000, 36(12): 9-13.
- [22] 何田, 刘献栋, 李其汉. 噪声背景下检测突变信息的奇异值分解技术[J]. 振动工程学报, 2006, 19(3): 399-403.
- He Tian, Liu Xiandong, Li Qihan. An improved method singularity value of detecting abrupt information based on decomposition in noise background[J]. Journal of Vibration Engineering, 2006, 19(3): 399-403.
- [23] Stockwell R G, Mansinha L, Lowe R P. Localization of the complex spectrum: The S transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 44(4): 998-1001.

## The impact features extraction of rolling bearing under strong background noise

LIU Xiang-nan, ZHAO Xue-zhi, SHANGGUAN Wen-bin

(School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the impact of early mechanical failure is weak and it is difficult to extract due to strong background signal and noise interference, a weak impact feature extraction method combining singular value decomposition (SVD) differential spectrum and S-transform is proposed. The original signal is constructed into a Hankel matrix, and the reconstruction matrix is decomposed by SVD. The noise reduction order is determined by singular value difference spectrum for noise reduction. The S-transformation is used to analyze the time-frequency of the denoised signal, the weak impact characteristic information of the signal is extracted. The comparison between numerical simulation and actual bearing fault data shows that the method can effectively distinguish the early weak shock characteristics caused by faults in the bearing vibration signal. It can provide a priori information for the bearing fault diagnosis.

**Key words:** fault diagnosis; rolling bearing; impact feature; singular value decomposition; S-transform

作者简介: 刘湘楠(1992-),男,博士研究生。电话:16607319453;E-mail:lxn920613@163.com