

圆柱滚子轴承振动信号时频特征提取及状态识别

刘湘楠¹, 赵学智¹, 何宽芳²

(1. 华南理工大学机械与汽车工程学院, 广东 广州 510641;

2. 佛山科技学院机电工程与自动化学院, 广东 佛山 528225)

摘要: 为深入研究变工况下滚动轴承故障特征信息提取及状态识别方法, 分别以圆柱滚子轴承三种典型状态件(轴承正常、外圈磨损、滚动体磨损)为研究对象, 开展变工况下的圆柱滚子轴承振动信号特性分析。搭建了某型特种车辆变速箱圆柱滚子轴承实验台架, 通过实验台架采集了不同输入转速作用下的圆柱滚子轴承故障振动信号。在此基础上, 采用广义 S 变换(Generalized Stockwell Transform, GST)对原始振动信号进行时频域转换, 将获得的二维时频矩阵作为特征矩阵; 对特征矩阵进行奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD), 获得表征圆柱滚子轴承典型状态件特征信息的奇异值向量组; 将提取的奇异值向量组输入支持向量机(Support Vector Machine, SVM), 利用 SVM 实现圆柱滚子轴承不同状态类型识别。结果表明: 该方法可有效实现变工况下圆柱滚子轴承振动信号特征信息提取及状态识别, 为旋转机械设备在线监测提供了一种有效手段。

关键词: 故障诊断; 滚子轴承; 特征提取; 支持向量机; 状态识别

中图分类号: TH165⁺.3; TP133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2022)04-0932-10

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2022.04.017

引言

随着旋转机械向智能化、精密化方向发展, 旋转机械中某一部件产生故障可能导致较大的安全事故和经济损失。滚动轴承具有摩擦系数小、传递效率高和径向承载能力大等优点被广泛应用于旋转机械设备。据相关统计, 旋转机械失效的案例中, 45%~55% 是由于滚动轴承发生故障而导致的^[1]。实际工程应用中, 滚动轴承通常在变转速、变负载和强冲击等恶劣工况下进行作业, 磨损、疲劳、过载等因素都可能导致滚动轴承产生局部损伤, 进而影响旋转机械设备运行的安全性和可靠性^[2]。滚动轴承故障测试实验中, 传感器采集的振动信号中含有大量的轴承运行状态信息, 对振动信号进行分析可有效实现滚动轴承故障诊断^[3]。传统的基于振动信号分析的滚动轴承故障诊断方法主要针对恒定工况, 对变工况下的滚动轴承进行故障诊断的案例较少^[4]。变工况下的振动信号更为复杂, 包含了更多的运行状态信息^[5]。因此, 开展变工况下滚动轴承故障诊断方法研究, 对旋转机械可靠性及安全性具有十分重要的意义。

由于旋转机械复杂的结构, 导致传感器采集的

滚动轴承振动信号通常具有非平稳特性^[6]。在特征提取方面, 傅里叶变换法作为一种全局变换方法, 缺乏时间和频率“定位”功能, 只适用于分析平稳信号^[7]。时频分析法能够提供信号在时域和频域的联合分布信息, 适用于分析非平稳信号^[8]。常用的时频分析方法主要有: 短时傅里叶变换(Short Time Fournier Transform, STFT)、连续小波变换(Continue Wavelet Transform, CWT)、S 变换和广义 S 变换等^[9-12]。STFT 作为一种加窗傅里叶变换方法, 窗函数的长度决定了信号的时间分辨率和频率分辨率^[9]。另外, 由于受 Heisenberg 不确定准则的限制, 采用 STFT 对信号进行时频分析时, 难以同时获得良好的时域分布和频域分布^[13]。CWT 作为一种窗函数可变的时频分析方法, 克服了 STFT 的不足, 具有多分辨率分析特性^[10]。但是小波基函数的选取缺乏自适应性, 采用 CWT 对信号进行分析时, 其时频谱图存在频率干扰、能量泄漏和边界失真等不足^[14]。S 变换是在 STFT 和 CWT 基础上发展形成的, 既含有 STFT 的相位信息, 同时又保留了 CWT 的多尺度分辨能力, 并且其逆变换完全无损^[15]。S 变换窗函数尺度与频率成反比, 即在低频处频率分辨率较高, 高频处时间分辨率较高。然而, 由于 S 变换中采用的小波函数是固定的, 采用 S 变换对信号进行分析时, 存在时频分辨率调节力度不够, 能量聚集性不

收稿日期: 2020-10-09; 修订日期: 2021-01-19

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11202128); 广东省自然科学基金资助项目(2019A1515011780)。

足等缺点^[16]。为克服S变换的不足,Pinnegar等^[12]在S变换的基础上引入窗函数调节系数,提出了GST方法。GST作为一种新的时频分析方法,在地震信号^[17]、焊接裂纹声发射信号^[18]中得到了广泛的应用,部分学者也将GST应用于机械故障诊断领域^[19-20]。但是采用GST获得的时频矩阵存在维数过高、冗余信息过多等不足^[21-22]。直接将GST获得的时频矩阵作为智能诊断算法的输入,多的特征量会训练出更为复杂的模型,从而影响状态识别精度。

奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)具有良好的稳定性,适用于提取时频矩阵中的特征信息^[23]。TIAN等^[24]提出一种基于LMD-SVD的变工况下滚动轴承故障特征信息的方法。郭风仪等^[25]采用S变换对回路电流进行时频域变换,采用SVD对时频矩阵进行分解,实现了不同电流条件下的串联型故障电弧特征信息提取。将GST与SVD相结合用于提取变工况下滚动轴承振动信号特征信息研究的成果尚未可见。

基于以上分析,本文将GST和SVD方法相结合,提出一种适用于提取变工况下滚动轴承故障振动信号特征信息的方法。搭建了某型特种车辆变速箱圆柱滚子轴承实验台架,并在实验台架上采集不同输入转速作用下圆柱滚子轴承典型状态件振动信号。在此基础上,利用GST-SVD方法提取表征圆柱滚子轴承典型状态件特征信息的奇异值向量组,然后采用支持向量机对圆柱滚子轴承典型状态件进行分类识别。实验分析结果表明:该方法可有效实现变工况下圆柱滚子轴承振动信号特征提取及状态识别,为旋转机械在线监测提供一种有效手段。

1 理论基础

1.1 广义S变换

对于一维连续信号 $x(t)$,其S变换定义为^[26]:

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

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

式中 f 表示频率, τ 表示时移因子, $g(t)$ 表示高斯窗函数, σ 表示尺度因子, 且 $\sigma = 1/|f|$ 。

由式(2)可知,高斯窗既是时间也是频率的函数,这就使得窗函数在低频处能够提供较高的频率分辨率,在高频处,提供较高的时间分辨率。

由于S变换中高斯窗的尺度因子被限定为频率的倒数,导致在实际工程应用中,S变换存在时频分辨率调节力度不够,能量聚集性不足等缺点^[16]。因

此,为了克服S变换的不足,Pinnegar等^[12]在高斯窗的尺度因子中引入调节参数 p ,改造S变换的高斯窗函数,进一步加快或减慢时窗宽度随信号频率变化的速度,更好地适应具体信号的分析。

令尺度因子为:

$$\sigma(f) = 1/|f|^p \quad p \in (0, 1] \quad (3)$$

结合方程(1)~(3)可得GST的数学表达式为:

$$GST(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{|f|^p}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{f^{2p}(t-\tau)^2}{2}} e^{-j2\pi ft} dt \quad (4)$$

对于离散信号 $x(n)$,其GST可表示为:

$$GST_x^p\left(iT, \frac{n}{NT}\right) = \sum_{m=0}^{N-1} X\left(\frac{n+m}{NT}\right) e^{-\frac{2n^2 m^2}{n^{2p}}} e^{\frac{j2\pi m i}{N}} \quad (5)$$

$$GST_x^p(iT, 0) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} X\left(\frac{m}{NT}\right) \quad (6)$$

式中 T 表示采样时间间隔, N 表示采样总点数, $X(n/NT)$ 表示 $x(n)$ 的离散时间序列。

结合式(5)和(6)可知:原始信号经GST时频域变换后,获得的时频矩阵是一个二维复数矩阵,行向量表示不同的频率值,列向量对应不同的时间点,矩阵元素表示信号的幅值和相位角。信号 $x(t)$ 的GST变换结果可表示为^[25]:

$$GST_{m \times n} = A_{m \times n} e^{j\theta_{m \times n}} \quad (7)$$

式中 $A_{m \times n}$ 表示幅值矩阵, $\theta_{m \times n}$ 表示相位矩阵。

另外,由方程(3)可知:GST高斯窗的宽度可以通过选取不同的参数 p 值进行调整,从而改善时频分辨率,提高时频聚焦性能。当 $p=1$ 时,GST等价于S变换;当 $p>1$ 时,高斯窗的宽度随着频率的增加而减小,不利于描述低频信号特征;当 $p<0$ 时,高斯窗的宽度随着频率的增加而增加,不利于描述高频信号特征。

参数 p 的取值决定了GST的时频集聚性能的好坏,为实现参数 p 的选取,文献[27]提出一种时频分布聚焦性度量准则,根据该准则可有效选取高斯窗口函数最优调节参数 p 值,定义时频分布聚焦性度量准则为:

$$M(p) = \left[\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |GST(\tau, f)|^{\frac{1}{q}} d\tau df \right]^q \quad (8)$$

式(8)的离散形式可表示为:

$$M(p) = \left(\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} |GST(n, k)|^{\frac{1}{q}} \right)^q \quad (9)$$

式中 $\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} GST(n, k) = 1$ 表示归一化的无偏能量常数, $q>1$ 。

评价的标准为: $M(p)$ 取最小值表示时频分布聚焦性最好,此时所对应的 p 值即为高斯窗口函数的最优调节参数。

本文选取参数 p 值的步骤如下:

(1) 对于任意的 $p \in (0, 1]$, 根据方程(4)对信号 $x(t)$ 进行 GST;

(2) 对 GST 系数进行能量归一化:

$$GST = \frac{GST(n, k)}{\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} GST(n, k)} \quad (10)$$

(3) 根据方程(8)计算 GST 的时频聚焦性, 本文取 $q=2$;

(4) 通过求取 $M(p)$ 的最小值选取窗口函数最优调节参数 p_{opt} :

$$p_{opt} = \min_p [M_x(p)] \quad (11)$$

1.2 SVD 基本理论

对于矩阵 $H \in \mathbb{R}^{m \times n}$, 其 SVD 定义为^[23]:

$$H = USV^T \quad (12)$$

式中 U 和 V^T 分别为 $m \times m$ 和 $n \times n$ 阶矩阵, S 为 $m \times n$ 阶对角矩阵, 即:

$$S = [\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k), 0] \quad (13)$$

式中 0 表示零矩阵, $k = \min(m, n)$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_k > 0$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_k > 0$ 称为矩阵 $H_{m \times n}$ 的奇异值。

基于以上分析, 式(12)可表示为:

$$H = \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T + \dots + \sigma_k u_k v_k^T \quad (14)$$

式中 u_i 和 v_i 分别表示矩阵 U 和 V 中的列向量, 且 $u_i \in \mathbb{R}^{m \times 1}$, $v_i \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 。

定义一个包含 u_i 和 v_i 的子矩阵 $H_i = u_i v_i^T$, 因此, 式(14)可表示为:

$$H = \sum_{i=1}^k \sigma_i H_i \quad (15)$$

根据式(15)可知, 采用 SVD 提取矩阵中的有效信息的关键在于选取有效奇异值。本文采用文献[28]所提出的方法选取有效奇异值个数 r , 定义有效奇异值个数 r 为: 奇异值由迅速衰减向趋于平缓的转折点所对应的序数。

1.3 SVM 模型

SVM 主要通过寻找一个超平面来对样本进行分割, 在基于间隔最大化的分割原则下, 其最终问题归类于在约束条件下求解二次规划问题^[29]。

设样本集 $\{x_i, y_i\}$, $i=1, 2, \dots, N$, 其中 x_i 为第 i 个样本, $y_i \in \{-1, 1\}$, 那么最优超平面方程定义为:

$$(\omega \cdot x) + b = 0 \quad (16)$$

式中 ω 表示该平面的法向量, b 为常数项。

根据 SVM 的定义, 将上述最优超平面选取问题转换为二次规划问题:

$$\begin{cases} \varphi(\omega) = \frac{1}{2(\omega \cdot \omega)} \\ \text{st: } y_i[(\omega \cdot \omega) + b] \geq 1, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (17)$$

通过 Lagrange 乘子法解决上述规划问题, 那么原问题的对偶问题为:

$$\begin{cases} \max_a Q(a) = \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j y_i y_j x_i^T x_j \\ \sum_{i=1}^N a_i a_j = 0, a_i \geq 0 \end{cases} \quad (18)$$

式中 a_i 表示 Lagrange 乘子, $Q(a)$ 的最大值取决于训练集 $\{x_i^T, x_j\}$ 和 $\{y_i, y_j\}$ 。

假定 a_i^* 为最优 Lagrange 乘子, x 表示测试数据, 那么最优超平面函数 $f(x)$ 定义为:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^N a_i^* x_i y_i x + b\right) \quad (19)$$

1.4 本文方法

本文结合 GST, SVD 和 SVM, 提出一种变工况下圆柱滚子轴承振动信号特征提取及状态识别方法, 其基本流程如图1所示。

该方法的具体步骤如下:

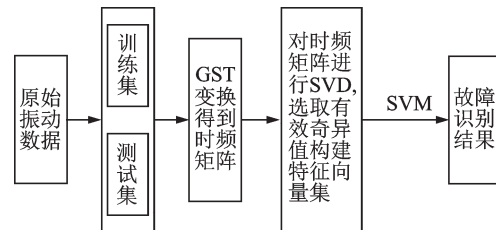


图1 本文方法诊断流程

Fig. 1 The proposed method diagnostic process

(1) 搭建某型特种车辆变速箱圆柱滚子轴承实验台架, 在实验台架上采集不同转速工况下的滚动轴承不同状态件振动信号, 并从中随机选取多个样本构成训练集和测试集;

(2) 采用 GST 分别对训练集中的单个样本信号进行时频域转换, 将得到时频矩阵作为特征矩阵;

(3) 对特征矩阵进行 SVD 分析, 选取有效奇异值构建特征向量集;

(4) 将得到的特征集输入 SVM 模型中对其进行训练; 对测试集中的样本信号重复上述步骤(2)和(3)进行特征参数提取, 然后输入到已训练好的 SVM 模型中实现故障状态分类识别。

2 时频分析方法仿真分析

构造了非平稳仿真信号模拟滚动轴承局部损伤

引起的冲击信号,分别采用STFT,CWT,S变换和GST方法对仿真信号进行分析,以验证GST良好的时频聚集性。仿真信号的数学表达式如下:

$$x(t) = e^{-400t_1} \sin(2\pi f_1 t) + \sin(2\pi f_2 t) + 0.8 \sin(2\pi f_3 t) + \sin(2\pi f_4 t) + r(t) \quad (20)$$

式中 $t_1 = \text{mod}(t, 1/33)$, 故障引起的冲击信号特征频率为 33 Hz, mod 表示求余函数, $f_1 = 3500$ Hz, $f_2 = 450$ Hz, $f_3 = 150$ Hz, $f_4 = 48$ Hz, $r(t)$ 表示均值为 0, 方差为 0.16 的高斯白噪声。

仿真信号采样频率为 8 kHz, 采样点数为 4000 个, 图 2 为仿真信号时域波形及其频谱图。

由图 2 可知, 由于噪声信号的干扰, 传统的频谱分析难以获取故障特征频率, 缺乏“定位功能”, 仅从信号时域波形图中无法获取仿真信号中的冲击特征信息。

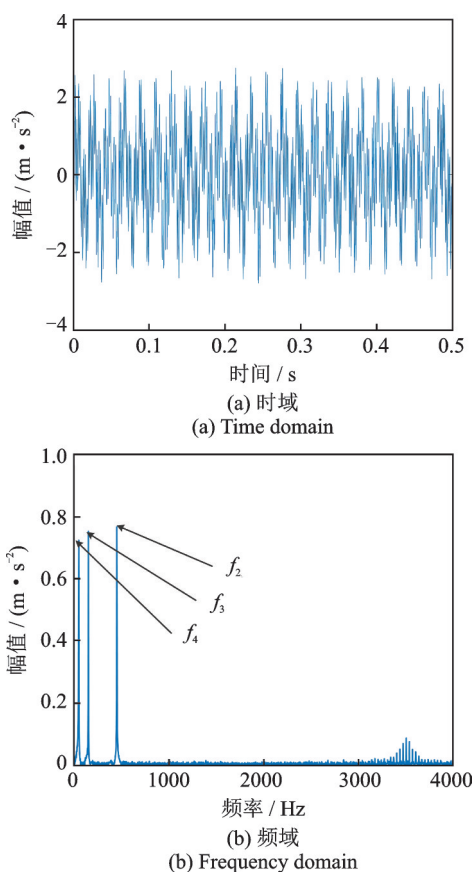


图 2 仿真信号波形图

Fig. 2 Waveform of the simulated signal

采用 STFT, CWT, S 变换 ($p=1$) 和 GST ($p_{\text{opt}}=0.76$) 等时频方法分别对仿真信号进行分析, 其中 STFT 采用 Hamming 窗, CWT 采用尺度为 64 的 Morlet 小波。图 3 为仿真信号经不同时频分析方法处理后获得的时频谱图。

如图 3(a) 所示, 采用 STFT 对仿真信号进行分析, 能够提取低频成分 (f_2, f_3, f_4), 但由于时间分辨率的限制, 难以有效提取高频成分 (f_1) 和冲击信号

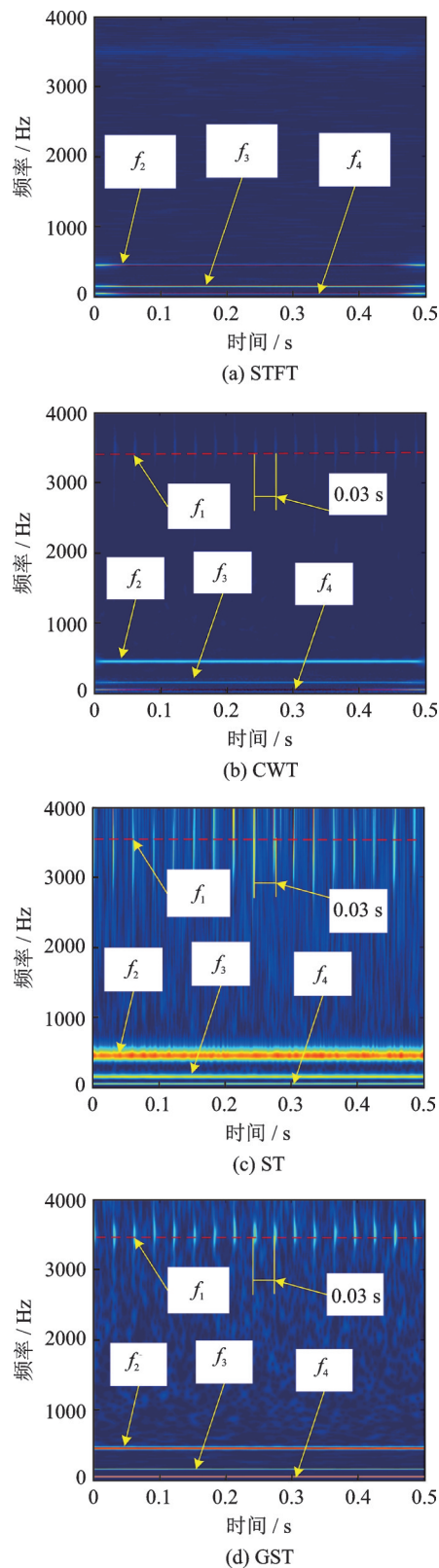


图 3 不同时频分析方法处理后获得的时频谱图

Fig. 3 Time-frequency spectrum obtained by different time-frequency analysis methods

频率成分 (f_0)。如图 3(b) 所示, 采用 CWT 对仿真信号进行分析, 能够提出提取低频成分 (f_2, f_3, f_4)、高频成分 (f_1) 和冲击信号频率成分 (f_0), 但高频成分和冲击信号频率成分分辨率较低, 存在能量泄露。如图 3(c) 所示, 采用 S 变换对仿真信号进行分析, 能够

提出提取低频成分(f_2, f_3, f_4)、高频成分(f_1)和冲击信号频率成分(f_0),但由于其窗函数尺度与频率成反比,因此,低频成分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率,高频成分和冲击信号具有较低的频率分辨率和较高的时间分辨率。如图 3(d)所示,采用 GST 对仿真信号进行分析,能够有效提取低频成分(f_2, f_3, f_4),且在高频成分(f_1)附近检测到明显的冲击特征,冲击时间间隔约为 0.03 s,与冲击信号频率成分($f_0=33$ Hz)相对应。

基于以上分析可知,GST 相较于传统的时频分析方法在冲击信号时频分辨率方面具有显著的优越性,且 GST 时频矩阵中包含了冲击信号特征信息。

3 案例分析

3.1 实验方案及数据获取

如图 4 所示,搭建了某型特种车辆变速箱圆柱滚子轴承实验台架。在台架上分别采集了某特种车辆变速箱中 N218 圆柱滚子轴承外圈磨损、滚动体故障和轴承正常三种典型状态件的振动信号。表 1 为圆柱滚子轴承 N218 基本参数。

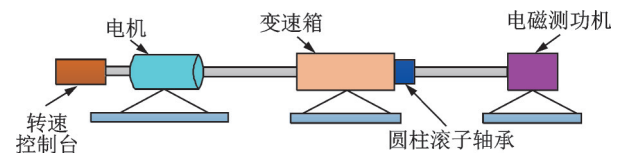


图 4 台架模拟故障试验台
Fig. 4 The bench simulation fault test bench

表 1 N218 圆柱滚子轴承基本参数

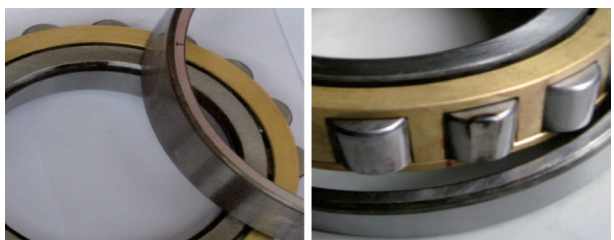
Tab. 1 Basic parameters of the cylindrical roller bearings					
内径/ mm	外径/ mm	厚度/ mm	滚动体直 径/mm	滚子数 量/个	接触角/ (°)
90	160	30	18.4	17	0

在轴承故障件制作过程中,外圈磨损状态是在轴承外圈外表面一圈磨掉 0.15 mm 而成;滚动体故障状态是对轴承的 1 个滚动体磨损 0.15 mm 而成。图 5 为圆柱滚子轴承故障件。

试验过程中,利用加速度传感器采集圆柱滚子轴承三种典型状态件在不同转速下的振动信号。

本文的研究目的在于分析 GST-SVD 方法应用于提取变工况下圆柱滚子轴承故障特征信息的可行性,因此,仅对传感器 A1 采集的振动信号进行分析。传感器 A1 垂直贴在变速箱输出轴端箱盖表面。

在变速箱处于三挡时进行信号采集,三挡齿轮传动比为 1.9286。采样频率为 20 kHz,采样点数为 20000 个,负载为 100 HP,输入转速分别设定为



(a) 外圈滑动磨损
(b) 滚动体故障
(a) Sliding wear of outer ring
(b) Ball fault

图 5 圆柱滚子轴承故障件

Fig. 5 Faulty parts of the cylindrical roller bearing

500,800,1000 和 1200 r/min。

表 2 为本文选取的实验数据集,A,B,C 和 D 分别表示四种不同工况,每种工况随机选取 150 个样本(包含三种典型状态件各 50 个样本),共 600 个样本。其中训练集包含 360 个样本、测试集包含 240 个样本。

表 2 实验数据集

Tab. 2 Experimental data set

工况	电机 转速/ (r·min ⁻¹)	电机负 载/HP	正常		外圈故障		滚动体 故障	
			训练 集	测试 集	训练 集	测试 集	训练 集	测试 集
A	500	100	30	20	30	20	30	20
B	800	100	30	20	30	20	30	20
C	1000	100	30	20	30	20	30	20
D	1200	100	30	20	30	20	30	20

3.2 圆柱滚子轴承典型状态件时频特征分析

以变速箱处于三挡,输入转速为 500 r/min,负载为 100 HP 时,传感器 A1 检测到的振动信号为例,对 GST 应用于提取故障特征信息的有效性进行分析。图 6 为传感器 A1 检测到的圆柱滚子轴承三种典型状态件振动信号波形图。分别采用 STFT, CWT, S 变换和 GST 对传感器 A1 检测到的实验数据进行时频分析,分析结果如图 7 所示。

根据文献[28]中所提及的滚动轴承故障特征频率计算公式计算,可得外圈故障频率为 31.32 Hz,滚动体故障频率为 14.34 Hz。如图 7(a)所示,采用 STFT 对圆柱滚子轴承典型状态件进行时频分析,由于时间分辨率的限制难以有效识别冲击信号特征。如图 7(b)所示,采用 CWT 对圆柱滚子轴承典型状态件进行时频分析,冲击信号频率成分分辨率较低,存在能量泄露。如图 7(c)所示,采用 S 变换对圆柱滚子轴承典型状态件进行时频分析,能够有效识别电机输入转频(8.333 Hz)、外圈故障频率(31.0559 Hz)及滚动体故障频率(14.34 Hz),但频率分辨率较低。由图 7(d)可知,正常轴承的时频谱图中,在频率轴约 2237 Hz 处存在周期性冲击特性,其

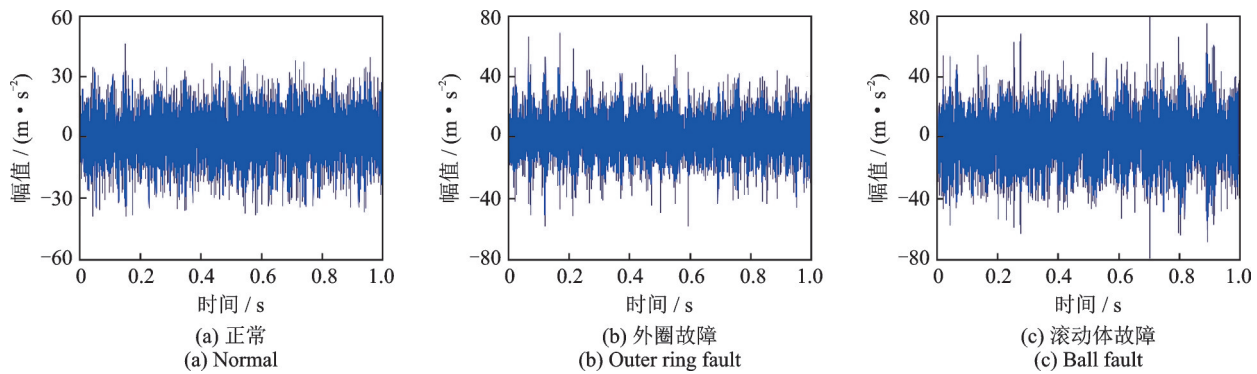


图 6 圆柱滚子轴承典型状态件振动信号波形

Fig. 6 Vibration signal waveform of cylindrical roller bearing in typical state

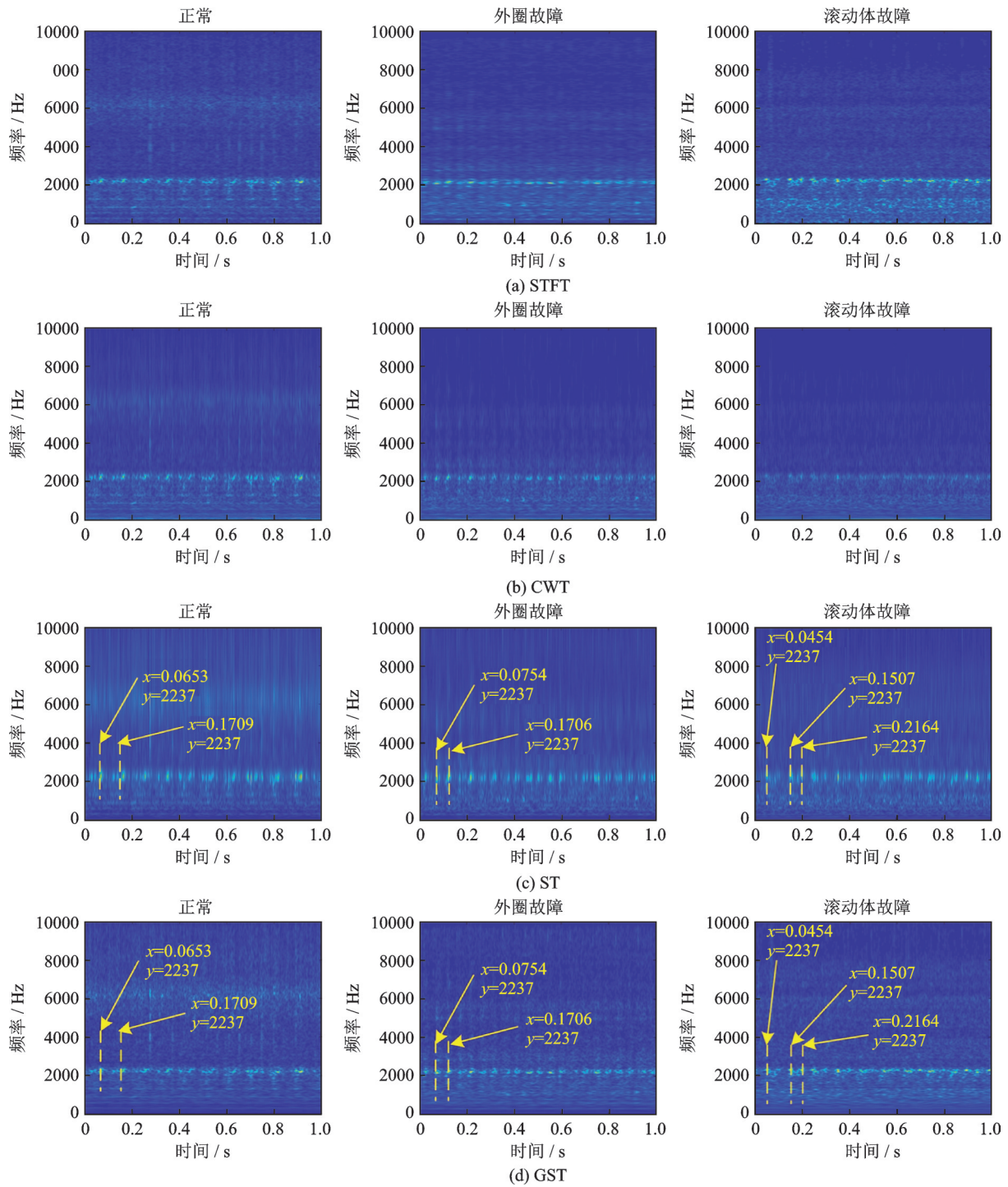


图 7 不同时频分析方法处理后获得的时频谱图

Fig. 7 Time-frequency spectrum obtained by different time-frequency analysis methods

周期约为 0.1056 s,对应的频率约为 9.4697 Hz,刚好与电机输入转频(8.333 Hz)相近,正常轴承时频谱中不存在故障特征信息;外圈故障的时频谱图中,在频率轴约 2237 Hz 处存在周期性冲击特性,其周期约为 0.0322 s,对应的频率约为 31.0559 Hz,刚好与外圈故障频率(31.32 Hz)相近;滚动体故障的时频谱图中,在频率轴约 2237 Hz 处存在周期性冲击特性,其周期约为 0.1053 和 0.0657 s,对应的频率约为 9.4967 和 15.2207 Hz,刚好与电机输入转频(8.333 Hz)和滚动体故障频率(14.34 Hz)相近。

基于以上分析可知,GST 相较于传统的时频分析方法在冲击信号时频分辨率方面具有显著的优越性,且 GST 时频矩阵中包含了冲击信号特征信息。

3.3 基于 GST-SVD 的圆柱滚子轴承振动信号特征提取

采用 GST 分别对实验数据集 600 个样本进行时频域转换,将获得的时频矩阵作为特征矩阵,对特征矩阵进行 SVD 分解,获得特征矩阵的奇异值向量。图 8 为实验数据集 600 个样本的奇异值曲线图。

由图 8 可知,变工况下圆柱滚子轴承振动信号经 GST-SVD 处理后,获得的奇异值向量具有较好的一致性和稳定性,且每个特征矩阵所包含的特征信息可以由 28 个奇异值向量表征。当轴承发生故障时,特征矩阵的奇异值数值大小发生了明显的变化,因此,由多组奇异值向量组成的矩阵包含了原始振动信号中的故障特征信息,可作为变工况下圆柱滚子轴承不同状态件状态类型识别的特征参数。

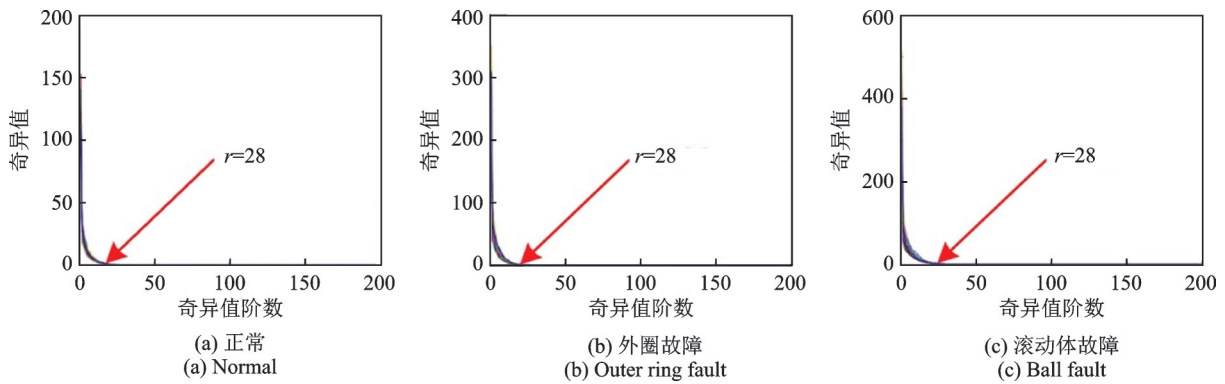


图 8 变工况下圆柱滚子轴承振动信号经 GST-SVD 后获得的奇异值曲线

Fig. 8 Singular value curve obtained by GST-SVD for signal of cylindrical roller bearing under variable operating conditions

3.4 圆柱滚子轴承振动信号状态识别

将 GST-SVD 所提炼出的特征参数输入 SVM。本文采用网格寻优法对 SVM 中的核函数参数 c 和惩罚函数 g 进行筛选,得到的最优的 h 和 p 分别为 1.4 和 2.2。图 9 为 SVM 模型对变工况下圆柱滚子轴承不同状态件的分类识别结果。标签 1~3 分别

表示轴承正常、外圈故障和滚动体故障等轴承三种典型状态。

由图 9 可知,采用本文方法对不同转速工况下圆柱滚子轴承进行诊断时,训练集识别误差为 0,测试集识别误差为 2.083%。因此,采用本文方法可以有效实现变工况下圆柱滚子轴承故障诊断。

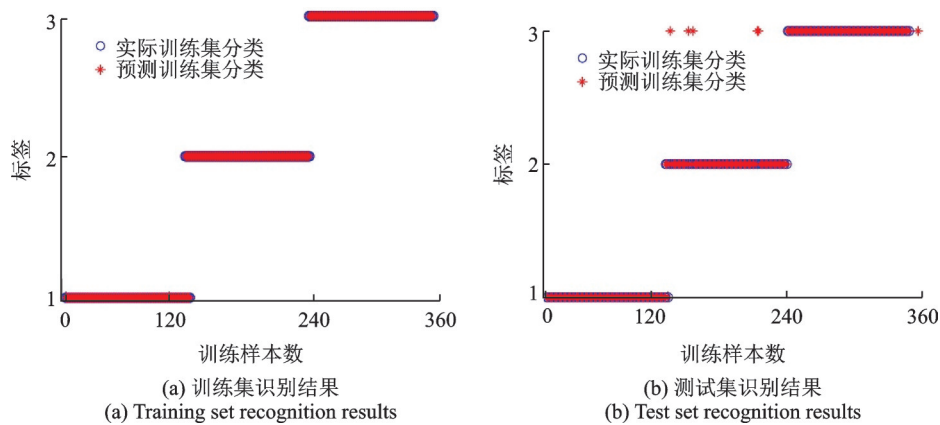


图 9 本文方法识别结果

Fig. 9 Identification results by the proposed method

3.5 方法对比

为了验证本文提出的变工况下圆柱滚子轴承振动信号特征提取方法的优越性和有效性,分别采用以下方法对变工况下圆柱滚子轴承进行故障特征提取。

(1) S 变换和 SVD:首先采用 S 变换将一维时域信号转变成二维时频矩阵,选取时频矩阵作为特征矩阵;采用 SVD 对特征矩阵进行分解,获取表征不同故障类型的特征向量。

(2) 局部均值分解 (Local Mode Decomposi-

tion, LMD)和 SVD:采用 LMD 分解原始信号,获得若干生产函数(Product Functions, PFs)分量;采用 SVD 对 PFs 分量构成的矩阵进行分解,获取表征不同故障类型的特征向量^[24]。

(3) 小波包近似熵:选用 db5 小波基函数对原始信号进行四层小波包分解,通过计算各层频带的近似熵得到特征向量^[30]。

将上述特征提取方法提取的特征向量分别作为 SVM 输入,采用 SVM 对变工况下圆柱滚子轴承三种典型状态件进行分类识别,表 3 为不同特征提取方法的 SVM 状态识别结果。

表 3 不同转速工况下圆柱滚子轴承故障诊断模型的分类结果

诊断模型	未正确识别样本累计总数	正常	外圈	滚动体	测试精度/%	时间/s
S 变换 + SVD+SVM	13	0	5	8	94.58	6.10052
LMD+SVD+ SVM	7	0	4	3	97.08	5.23063
小波包近似熵+SVM	10	0	4	6	95.83	6.36532
本文方法	5	0	0	5	97.92	5.17652

由表 3 可知,本文所提出的方法能有效地提高圆柱滚子轴承故障状态识别的效率和精度。

4 结 论

(1) 构造了非平稳仿真信号模拟滚动轴承局部损伤引起的冲击信号,采用 STFT,CWT,S 变化和 GST 分别对仿真信号进行时频域转换,验证了 GST 相较于其他时频分析方法具有更高的时频分辨率。

(2) 结合 GST 和 SVD 提出一种变工况下滚动轴承振动信号特征提取方法。搭建了某型特种车辆变速箱圆柱滚子轴承实验台架,在实验台架上采集了不同转速下圆柱滚子轴承三种典型状态件振动信号。采用本文方法对实验获得的振动信号进行分析,结果表明:该方法获得的奇异值向量具有较好的一致性和稳定性,由多组奇异值向量组成的矩阵包含了原始振动信号中的故障特征信息,可作为变工况下圆柱滚子轴承不同状态件模式识别的特征参数。

(3) 采用 SVM 对不同特征提取方法提取的特征信息进行分类识别,结果表明:本文方法具有较高的识别精度和效率。

参 考 文 献:

[1] 姜战伟,郑近德,潘海洋,等.POVMD 与包络阶次谱的变工况滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,

2017, 37 (3): 609-616.

JIANG Zhan-wei, ZHENG Jin-de, PAN Hai-yang, et al. Fault diagnosis of rolling bearings with variable operating condition based on POVMD and envelope order spectrum [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2017, 37(3): 609-616.

[2] Dybala J, Zimroz R. Rolling bearing diagnosing method based on Empirical Mode Decomposition of machine vibration signal [J]. Applied Acoustics, 2014, 77 (3) : 195- 203.

[3] 雷亚国,韩天宇,王彪.XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读[J]. 机械工程学报, 2019, 55(16): 15-20.

LEI Ya-guo, HANG Tian-yu, WANG Biao. Interpretation of XJTU-SY rolling bearing accelerated life test data set [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16): 15- 20.

[4] 夏均忠,苏涛,马宗坡,等.基于 EMD 的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 噪声与振动控制, 2013, 2(2): 127-131.

XIA Jun-zhong, SU Tao, MA Zong-po, et al. EMD-based fault feature extraction method for rolling bearings [J]. Noise and Vibration Control, 2013, 2 (2) : 127-131.

[5] 何俊,杨世锡,甘春标.一类滚动轴承振动信号特征提取与模式识别[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37 (6): 1181-1186.

HE Jun, YANG Shi-xi, GAN Chun-biao. Feature extraction and pattern recognition of a class of rolling bear-

- ing vibration signals [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2017, 37(6): 1181-1186.
- [6] Hu A J, Zhu Y, Wang X. Analysis of fault diagnosis for rolling bearing based on EMD and local smoothness index [J]. Advanced Materials Research, 2012, 490-495: 2007-2011.
- [7] Zhang Y, Qin Yong, Xing Zongyi, et al. Safety region estimation and state identification of rolling bearing based on statistical feature extraction [J]. Shock & Vibration, 2013, 20(5): 833-846.
- [8] 俞昆, 罗志涛, 李鸿飞, 等. 广义参数化同步压缩变换及其在旋转机械振动信号中的应用[J]. 机械工程学报, 2019, 55(11): 149-159.
- YU Kun, LUO Zhi-tao, LI Hong-fei, et al. Generalized parameterized synchronous compression transformation and its application in vibration signals of rotating machinery [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(11): 149-159.
- [9] Wang D, Tse P, Kwok L. An enhanced Kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2013, 35(1-2): 176-199.
- [10] Meng Z P, Xu Y G, Zhao G L. Fault diagnosis of rolling bearing based on dual-tree complex wavelet transform and AR power spectrum [J]. Advanced Materials Research, 2013, 819: 271-276.
- [11] Zhao M H, Tang B P, Tan Q. Fault diagnosis of rolling element bearing based on S transform and gray level co-occurrence matrix [J]. Measurement Science and Technology, 2015, 26(8): 5008-5019.
- [12] 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.
- [13] 杨蕊, 李宏坤, 贺长波, 等. 利用最优小波尺度循环谱的滚动轴承早期故障特征提取[J]. 机械工程学报, 2018, 54(17): 208-217.
- YANG Rui, LI Hong-kun, HE Chang-bo, et al. Feature extraction of rolling bearing early faults using optimal wavelet scale cyclic spectrum [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(17): 208-217.
- [14] Sinha S, Routh P S, Anno P D, et al. Spectral decomposition of seismic data with continuous-wavelet transform [J]. Geophysics, 2005, 70(6): 19-25.
- [15] Pinnegar C R, Mansinha L. The S-transform with windows of arbitrary and varying shape [J]. Geophysics, 2003, 68(1): 381-390.
- [16] 陈学华, 贺振华, 黄德济. 广义S变换及其时频滤波[J]. 信号处理, 2008, 24(1): 28-31.
- CHEN Xue-hua, HE Zhen-hua, Huang De-ji. Generalized S transform and its time-frequency filtering [J]. Signal Processing, 2008, 24(1): 28-31.
- [17] 陈学华, 贺振华, 黄德济. 基于广义S变换的地震资料高效时频谱分解[J]. 石油地球物理勘探, 2008, 43(5): 530-534.
- CHEN Xue-hua, HE Zhen-hua, HUANG De-ji. Efficient time-frequency spectrum decomposition of seismic data based on generalized S transform [J]. Petroleum Geophysical Exploration, 2008, 43(5): 530-534.
- [18] 全惠敏, 戴瑜兴, 王鹏人. 基于广义S变换的声发射信号分析及定位[J]. 电子学报, 2010, 38(2): 371-375.
- QUAN Hui-min, DAI Yu-xing, WANG Peng-ren. Analysis and location of acoustic emission signal based on Generalized S-Transform [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2): 371-375.
- [19] 朱怡, 蒋思源. 广义S变换时频谱SVD降噪的滚动轴承故障冲击特征提取方法[J]. 轴承, 2016(11): 53-57.
- ZHU Yi, JIANG Si-yuan. Extraction method of rolling bearing fault shock feature based on generalized S transform and spectral SVD noise reduction [J]. Bearing, 2016(11): 53-57.
- [20] 陈换过, 易永余, 陈文华, 等. 基于广义S变换的齿轮箱轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2017, 28(1): 51-56.
- CHEN Huan-guo, YI Yong-yu, CHEN Wen-hua, et al. Fault diagnosis method of gearbox bearing based on generalized S transform [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(1): 51-56.
- [21] 赵德尊, 李建勇, 程卫东. 变转速下基于广义解调算法的滚动轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2017, 30(5): 865-873.
- ZHAO De-zun, LI Jian-yong, CHENG Wei-dong. Rolling bearing fault diagnosis based on generalized demodulation algorithm at variable speed [J]. Journal of Vibration Engineering, 2017, 30(5): 865-873.
- [22] 刘若晨, 左洪福. 变工况下滚动轴承故障注入静电监测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(10): 2348-2355.
- LIU Ruo-chen, ZUO Hong-fu. Research on monitoring method of rolling bearing fault injection static electricity under variable operating condition [J]. Journal of Instrumentation, 2014, 35(10): 2348-2355.
- [23] WANG Zhipeng, JIA Limin, QIN Yong. Adaptive diagnosis for rotating machineries using information geometrical Kernel-ELM based on VMD-SVD [J]. Entropy, 2018, 20(1): 73-81.
- [24] TIAN Y, MA J, LU C, et al. Rolling bearing fault diagnosis under variable conditions using LMD-SVD and extreme learning machine [J]. Mechanism and Machine Theory, 2015, 90: 175-186.
- [25] 郭凤仪, 高洪鑫, 王智勇, 等. 基于ST-SVD-PCA的

- 串联故障电弧特征提取方法[J]. 煤炭学报, 2018, 43(3):888-896.
- GUO Feng-yi, GAO Hong-xin, WANG Zhi-yong, et al. ST-SVD-PCA-based series fault arc feature extraction method [J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(3): 888-896.
- [26] 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.
- [27] Stankovi L. A measure of some time-frequency distributions concentration [J]. Signal Processing, 2001, 81(3):621-631.
- [28] He K F, Li X J. Time-frequency feature extraction of acoustic emission signals in aluminum alloy MIG welding process based on SST and PCA [J]. IEEE Access, 2019, 7:113988-113998.
- [29] 蒋永华, 阙君武, 程光明, 等. 应用自适应 Morlet 小波和 NGA 优化 SVM 的轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(5):751-755.
- Jiang Y, Kan J, Cheng G, et al. Rolling bearing fault diagnosis using Adaptive Morlet wavelet and NGA optimized SVM [J]. Journal of Vibration Measurement & Diagnosis, 2013, 33(5):751-755.
- [30] 李学军, 何能胜, 何宽芳, 等. 基于小波包近似熵和 SVM 的圆柱滚子轴承诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(6):1031-1036.
- LI Xue-jun, HE Neng-sheng, HE Kuan-fang, et al. Cylindrical roller bearing diagnosis based on wavelet packet approximate entropy and SVM [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2015, 35(6): 1031-1036.

Time-frequency feature extraction and state recognition of vibration signal of cylindrical roller bearing

LIU Xiang-nan¹, ZHAO Xue-zhi¹, HE Kuan-fang²

(1.School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;

2.School of Mechatronics Engineering, Foshan University, Foshan 528225, China)

Abstract: Conducting a study for extracting the fault feature information of the rolling element bearing under variable conditions. Three typical state components of cylindrical roller bearings (normal bearing, outer ring wear, rolling element wear) are selected as the research targets. An experimental bench for a cylindrical roller bearing of a special vehicle gearbox is built. The vibration signals of cylindrical roller bearing failures under different input speeds are collected through the experimental bench. The generalized Stockwell transform (GST) is used to transform the raw vibration signal into the time-frequency domain, and the obtained two-dimensional time-frequency matrix is used as the feature matrix. The characteristic parameters are obtained by performing the singular value decomposition (SVD) on the feature matrix. The extracted characteristic parameters are input into a Support Vector Machine (SVM), and the SVM is used to realize the identification of different states of the rolling bearing. The results show that the proposed method can effectively achieve the vibration signal feature information extraction and state recognition under variable operating conditions. It can provide an effective mean for the online monitoring of rotating machinery equipment.

Key words: fault diagnosis; roller bearing; feature extraction; support vector machine; state recognition

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

通讯作者: 何宽芳(1979—),男,教授。E-mail:hke791113@163.com。