

一类滚动轴承振动信号特征提取与模式识别*

何俊, 杨世锡, 甘春标

(浙江大学机械工程学院 杭州, 310027)

摘要 复杂工况下滚动轴承振动信号通常表现出强烈的非平稳性,而一些典型的故障特征往往容易被其他成分所掩盖,这为故障特征提取带来了很大的困难。针对这一问题,首先,提出一种基于同步压缩小波变换的滚动轴承信号特征提取方法,对多种工况下的滚动轴承振动信号进行分析,提取出能够有效反映滚动轴承工况的信号特征空间;其次,采用非负矩阵分解对信号特征空间进行精简和优化,提炼出用于滚动轴承故障诊断和模式识别的特征参数;最后,采用支持向量机对多种工况的滚动轴承振动信号进行分类。研究表明,与传统的时域特征参数提取方法相比,所提出的方法具有更高的分类准确率。

关键词 同步压缩小波变换;非负矩阵分解;滚动轴承;特征提取;故障模式识别

中图分类号 TH165.3

引言

滚动轴承是各类旋转机械中广泛使用的关键零部件之一。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,滚动轴承的内、外圈及滚动体等部件均容易发生故障,进而影响机械系统整体运行的安全性和可靠性。因此,对滚动轴承各类典型故障模式进行分析和识别,具有重要的理论和实际意义^[1]。

基于振动信号处理和特征提取的故障识别方法是实现滚动轴承故障诊断的关键技术之一^[2-3]。小波变换、集成经验模态分解、包络解调分析及谱峭度等多种信号处理方法已在滚动轴承故障诊断上得到了运用并取得较好的效果^[4-7]。然而,机械设备结构复杂,采集到的振动信号通常表现为强烈的非平稳性,一些滚动轴承典型的故障特征往往容易被其他成分所掩盖,这为故障特征提取带来了很大的困难。此外,采用传统时频分析方法处理后的信号特征空间仍存在维度过高、故障特征不明显及过于依赖专家知识等问题。因此,为了提高故障诊断效率和准确率,必须选取合适的时频分析方法并结合数据压缩技术,对信号特征空间进行精简和优化。

Daubechies 等^[8]提出的同步压缩小波变换(synchrosqueezed wavelet transform, 简称 SWT),

在传统小波分析方法的基础上,利用同步压缩算法,获得频率曲线更加集中的时频表达,提高了时频聚集性,消除干扰项,从而能进一步洞察非平稳信号内部组成成分,因此适用于对滚动轴承故障信号进行分析。由 Lee 等^[9]提出的非负矩阵分解(nonnegative matrix factorization, 简称 NMF),相比起传统的数据降维方法,以矩阵当中各元素非负性为约束条件,能够实现非线性降维和更具实际物理意义的特征提取,其分解结果也更具稀疏性,目前已广泛应用于图像识别、语音处理及振动信号分析等领域^[10-12]。笔者在采用 SWT 对原始信号进行处理的基础上,采用 NMF 对信号特征空间进行精简和优化,最终提炼出用于滚动轴承故障诊断和模式识别的特征参数。

1 信号处理和特征提取方法

1.1 同步压缩小波变换

SWT 以小波变换为基础,首先建立起信号瞬时频率与尺度因子和平移因子之间的映射关系,再在小波尺度方向上对时间尺度平面的能量进行重新分配并将其转换为时间频率平面,最终获得频率曲线更加集中的时频表达。该算法主要包括以下几个步骤^[8, 13]。

* 国家自然科学基金资助项目(51375434,11372270)
收稿日期:2016-04-12;修回日期:2016-05-31

1) 离散小波变换。首先给定小波母函数 $\psi(t)$, 对信号 $f(t)$ 进行连续小波变换

$$W_f(a, b) = a^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (1)$$

其中: a 为尺度因子; b 为平移因子; $\overline{\psi(t)}$ 为 $\psi(t)$ 的共轭。

对 $f(t)$ 在时间 t_m 处进行离散化得到向量 f , 对 $W_f(a, b)$ 进行采样, 采样点为 (a_j, t_m) 。其中: $a_j = 2^{j/n_v} \Delta t$; $j = 1, 2, \dots, Ln_v$; n_v 为自定义量, 决定尺度系列的数目; L 为最大尺度。在实际应用中 n_v 取 32 或 64 效果最好。

2) 相变换。离散小波相变换为

$$\tilde{\omega}_f(a_j, t_m) = \frac{1}{2\pi} I_n \left((\tilde{W}_f(a_j, t_m))^{-1} \partial_b \tilde{W}_f(a_j, t_m) \right) \quad (2)$$

其中: $\tilde{\omega}_f$ 为 ω_f 的离散化表示。

实测振动信号往往包含噪声或其他干扰因素, 当 $|W_f| \approx 0$ 时计算 W_f 的相不稳定。因此在对 ω_f 做离散化处理时, 通常需要设置一阈值参数 γ , 忽略 $|W_f| \leq \gamma$ 的点。

$$\gamma = 1.4826 \sqrt{2 \log n} \text{MAD}(|\tilde{W}_f|_{1, n_v}) \quad (3)$$

其中: MAD 为平均绝对离差; $|\tilde{W}_f|_{1, n_v}$ 为第 n_v 个最优尺度的小波系数的大小。

3) 同步压缩得到 $T_f(\omega, b)$ 。定义 f 的离散同步压缩小波变换为

$$T_f(\omega_l, b) = \int_{\{a: \omega_f(a, b) \in \omega_l, |W_f(a, b)| > \gamma\}} W_f(a, b) a^{-3/2} da \quad (4)$$

其中: $\omega_l = 2^{l \Delta \omega} \omega$; $\Delta \omega = 1/(n_a - 1) \log(n/2)$; $l = 0, 1, \dots, n_a - 1$ 。

$T_f(\omega_l, b)$ 完全离散化表示为 \tilde{T}_f , 式(4)中积分可根据 ω_l 与 (a_j, t_m) 之间的关系采用数值运算得出。

4) 信号重构。通过在频率 ω_l 处连续小波变换的逆变换, 从 \tilde{T}_f 中求出 f_k , 从而得到第 k 个组分。令 $l \in L_k(t_m)$ 在相变换空间中为第 k 个组分附近的窄的指数频带, 假设 $f_k(t_m)$ 表示原始组分, 则

$$f_k(t_m) = 2R_\psi^{-1} \left(\sum_{l \in L_k(t_m)} \tilde{T}_f(\omega_l, t_m) \right) \quad (5)$$

其中: $R_\psi = \int_0^\infty \xi^{-1} \overline{\psi(\xi)} d\xi$ 。

1.2 非负矩阵分解

虽然 SWT 能够有效地提取出原始信号中包含的故障信息, 但处理后的信号特征空间仍存在维度

过高的问题, 这会增大计算量, 影响后续故障诊断和模式识别的效率。因此, 笔者采用 NMF 对信号特征空间进行精简和优化。

NMF 的主要思想为: 对于一个非负矩阵 V , 可将其近似分解为两个非负矩阵 W 和 H 的乘积, 即

$$V_{n \times m} \approx W_{n \times r} H_{r \times m} \quad (6)$$

其中: n 为每个数据样本的维数; m 为数据样本的个数; W 为基矩阵; H 为系数矩阵。

这样, 原矩阵 V 中的列向量可解释为对基矩阵 W 中所有列向量的加权和, 而权重系数为系数矩阵 H 中对应列向量中的元素。通过该算法, 系数矩阵 H 中的列向量可看做是原矩阵 V 中对应列向量在新特征空间中的特征向量。通常情况下, r 的选择需满足 $(n+m)r < nm$, 从而 W 和 H 的维数都会远小于原矩阵 V , 由此便实现了对原信号特征空间进行精简和优化^[9-10]。

目前已有多种算法用于实现 NMF, 其中较为常用的一种算法以 K-L(Kullback-Leiber)散度为目标函数^[14]。该算法的主要思想为: 给定一非负矩阵 V , 寻找两个非负矩阵 W 和 H , 使得 V 和 WH 的 K-L 散度最小。由此 NMF 可转化为如式(7)所示的最优化问题

$$\text{minimize } D(V \| WH) =$$

$$\sum_{ij} (V_{ij} \log \frac{V_{ij}}{(WH)_{ij}} - V_{ij} + (WH)_{ij}) \quad (7)$$

Lee 和 Seung 提出了一种乘法迭代算法对该最优化问题进行求解, 其主要思想为: 从任意非负初始值出发, 交替更新矩阵 W 和 H , 直到它们的变化小于设定的阈值。该迭代算法如下所示

$$H_{iq} \leftarrow H_{iq} \frac{\sum_i W_{ia} V_{iq} / (WH)_{iq}}{\sum_k W_{ka}} \quad (8)$$

$$W_{ia} \leftarrow W_{ia} \frac{\sum_{iq} H_{iq} V_{iq} / (WH)_{iq}}{\sum_v H_{av}} \quad (9)$$

本研究即采用 K-L 散度为目标函数对 NMF 进行求解。

2 实验系统搭建与滚动轴承振动信号采集

笔者对多种工况下的滚动轴承振动信号进行特征提取。实验台整体结构如图 1 所示, 电机通过挠性联轴器与装有转子的转轴连接。实验台采用的滚动轴承为美国 MB 公司生产的 ER-12K 深沟球轴承, 具体参数如表 1 所示, 表中 f_n 为轴转频。在实

验过程中,设定靠近电机端的轴承为健康轴承,而远离电机端的轴承存在 5 种工况,分别为健康、内圈故障、外圈故障、滚动体故障和复合故障。其中,复合故障即同时存在内圈故障、外圈故障和滚动体故障。

所有故障均为点蚀故障,如图 2 所示。加速度传感器分别安装于两轴承座的水平及竖直方向。将电机转速设为 2 100 r/min,采样频率设为 25.6 kHz,分别采集上述 5 种工况下的滚动轴承振动信号。

表 1 滚动轴承具体参数

Tab. 1 Specific parameters of rolling bearing

滚动体个数	滚动体直径/mm	节圆直径/mm	接触角/(°)	内圈故障频率/Hz	外圈故障频率/Hz	滚动体故障频率/Hz
8	7.937 5	33.477 2	9.08	$f_i = 4.95f_n$	$f_o = 3.048f_n$	$f_b = 1.992f_n$



图 1 实验平台

Fig. 1 Experimental platform 内圈故障



(a) 内圈故障 (a) Inner fault
(b) 外圈故障 (b) Outer fault



(c) 滚动体故障 (c) Rolling element fault

图 2 典型故障类别

Fig. 2 Typical types of bearing fault

笔者对远离电机端轴承水平方向振动信号进行分析。每种工况随机选取 80 个信号样本,共有 400 个样本。每个信号样本时长为 0.1 s,采样点数为 2 560。图 3 为 5 种不同工况下的滚动轴承振动信号的时域波形图,所有数据均已做归一化处理。由图 3 可知,各种工况下的振动信号成分复杂,且具有强烈的非平稳性,仅仅通过时域波形图很难区分出各类故障特征。因此,有必要对信号进行时频分析以便提取出更有效的故障特征。

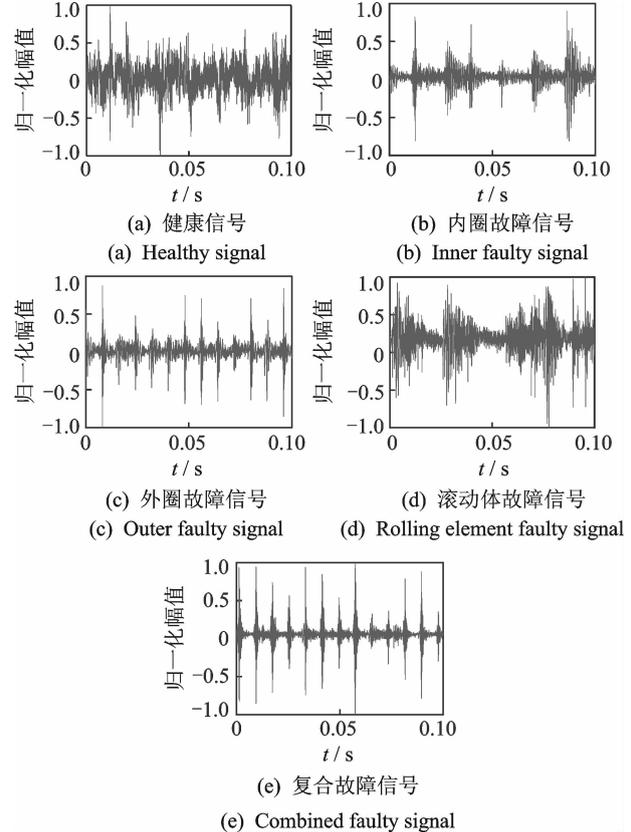


图 3 滚动轴承振动信号

Fig. 3 Vibration signal of rolling bearing

3 滚动轴承振动信号特征提取与故障模式识别

滚动轴承因其实际运行工况所产生的振动响应通常为多种谐波信号的叠加,同时还包含有大量干扰信号。对于此类信号的特征提取,在时频域上准确描述频率和能量随时间的变化关系显得尤为重要。因此,必须选取合适的时频分析方法对振动信号进行处理^[13]。

3.1 滚动轴承振动信号的时频分析

笔者采用 SWT 对所有样本进行时频分析,每个样本可转换为 $704 \times 2\,560$ 的时频矩阵。图 4 为 5

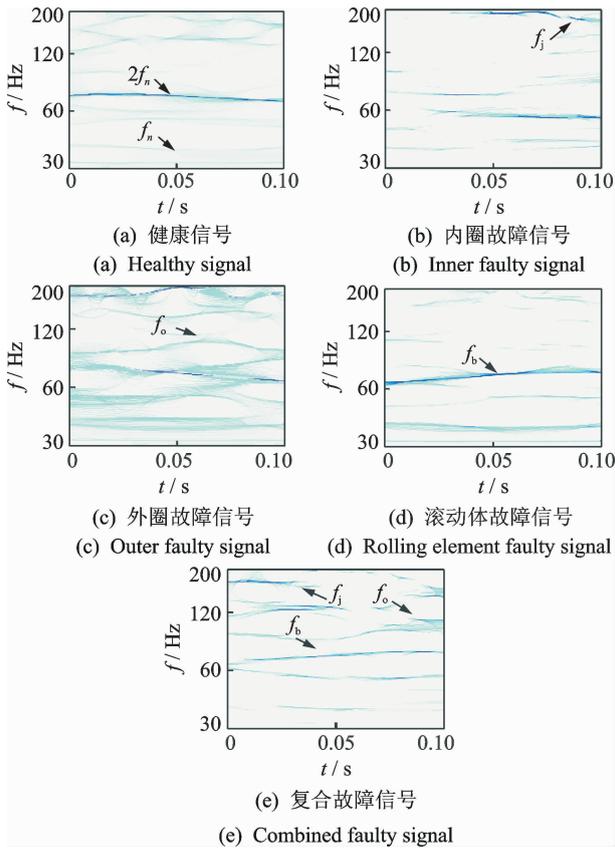


图 4 滚动轴承振动信号的时频谱图

Fig. 4 Time-frequency spectrogram of vibration signal of rolling bearing

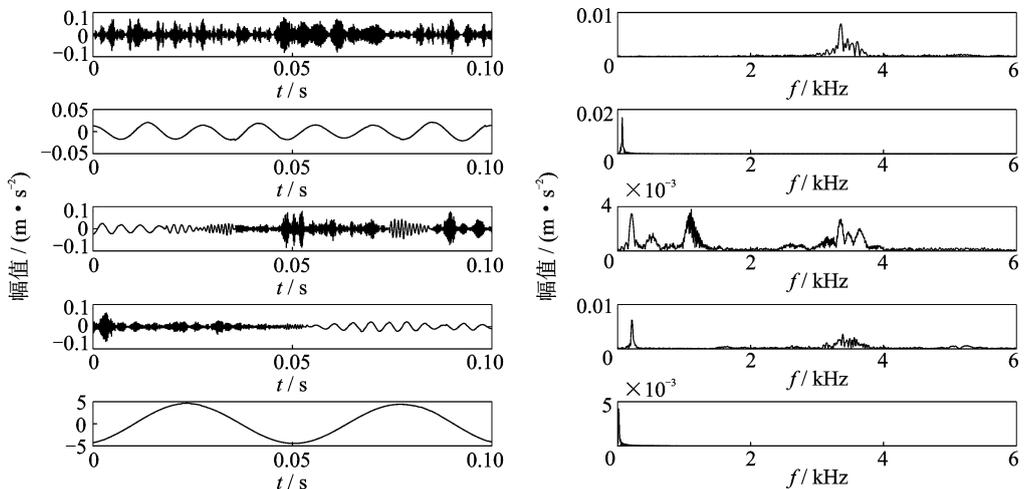


图 5 SWT 分解成分与频谱

Fig. 5 The components of SWT and its frequency spectra

频矩阵依然存在维度过高的问题,这会对计算速度产生非常大的影响。因此,有必要对时频矩阵进行数据压缩以便提取出更加精简和有效的特征空间。

3.2 滚动轴承振动信号特征空间的非负矩阵分解

笔者采用 NMF 算法对时频矩阵进行压缩和精

类信号的时频分布,时频图显示范围定为该型号轴承特征频率所处频段,即 30~200 Hz。图中已标出计算所得的轴承各特征频率,其中健康信号的时频分布可观察到转轴的倍频成分,尤以 2 倍频能量最为突出;而故障信号的时频分布中,故障特征频率的谱线清晰可见。此外,由于实测信号具有强烈的非平稳性及背景噪声干扰,所以频率谱线有一定波动。通过基于 SWT 的时频分析可以较清晰地区分不同工况下的滚动轴承振动信号。此外,为进一步验证 SWT 对滚动轴承振动信号的分解效果,笔者以健康信号为例,对 SWT 分解的组分进行分析,分解的层数为 5。图 5 即为 5 层组分的时域波形图及频谱图。分析结果表明,SWT 各组分频率相对独立,混淆现象较为轻微,具有良好的自适应性,对 5 层组分进行叠加也可以完整地重构出原始信号。因此,该方法具有较好的正交性和完备性,对复杂的实测滚动轴承振动信号具有理想的分解效果。

由于采集到的振动信号成分复杂,仅通过时频分析尚不能完全独立地提取出各特征成分且不存在任何模式混叠情况。由图 5 可以发现,SWT 分解出来的第 1 层组分和第 3 层组分之间依然有一些频率重叠,没有严格满足窄带条件。此外,当采用机器学习方法对各类信号进行模式识别时,每个样本的时

简。计算每一个样本所对应的时频矩阵的模并进行归一化处理以满足 NMF 的初始条件,同时将每一个矩阵转换为列向量。随机选取每种工况中的 40 个样本作为训练样本,将所有训练样本整合成一训练矩阵 $\mathbf{V}_{n \times m}$, 其中: n 为每一个样本的维度,在本例中为 1 802 240; m 为样本数目,在本例中即 200。

同样,每种工况中的剩余 40 个样本构成测试矩阵。采用 NMF 算法对训练矩阵进行分解,选取 r 为 100,最终得到基矩阵 $\mathbf{W}_{n \times r}$ 和系数矩阵 $\mathbf{H}_{r \times m}$,此时 $\mathbf{H}_{r \times m}$ 中的列向量即代表训练矩阵中对应列向量在新特征空间中的特征向量,因此每一样本的维度便从 1 802 249 降到 100。通过基矩阵 $\mathbf{W}_{n \times r}$ 同样可以得到测试矩阵所对应的系数矩阵 $\mathbf{H}'_{r \times m}$ 。图 6 为 5 种不同工况下训练样本的系数矩阵示例,通过 NMF 算法得到的系数矩阵可作为新的信号特征空间用于描述 5 种工况。

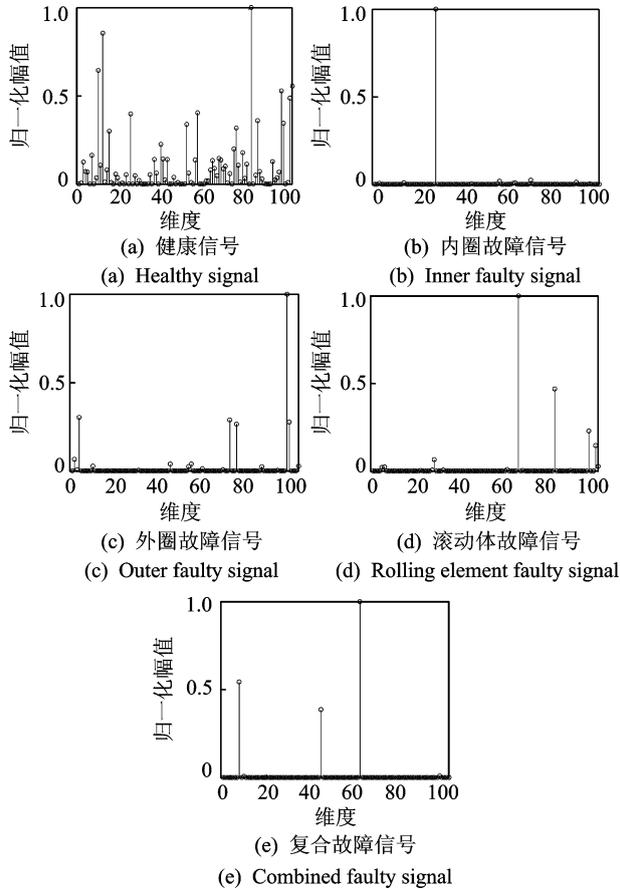


图 6 训练样本的系数矩阵

Fig. 6 Coefficient matrix of training samples

3.3 滚动轴承故障模式识别

笔者采用支持向量机(support vector machine, SVM)对 5 种工况下的滚动轴承振动信号进行模式识别。同时,为了验证上述方法的有效性和优越性,笔者还从原始信号中提取出 8 个常用的时域特征参数构成信号特征空间用于模式识别。这 8 个时域特征统计参数为最大值、最小值、峰峰值、均方根、变异系数、偏度系数、峭度系数和能量算子。随机选取每种工况中的 40 个样本作为训练样本,另 40 个样本作为测试样本组成训练集和测试集。通过网格优化

算法对 SVM 相关参数进行筛选并计算分类准确率,最终结果如表 2 所示。由表 2 可知,本研究提出的基于 SWT 的信号特征提取方法能够有效地提高滚动轴承故障模式识别的准确率。

表 2 滚动轴承故障模式识别准确率

Tab. 2 Fault pattern recognition accuracy of rolling bearing

数据来源	准确率/%
原始信号	62.0
时域特征	82.5
本研究方法	85.5

4 结束语

提出一种基于同步压缩小波变换的滚动轴承振动信号特征提取新方法。首先,采用同步压缩小波变换对具有强非平稳性的各类滚动轴承振动信号进行时频分析,在时频面上准确地描述了信号频率和能量随时间的变化关系,进而有效地提取出能够表征滚动轴承不同工况的特征空间;其次,针对时频分析后存在的轻微模式混叠现象及维数过高的问题,采用非负矩阵分解对特征空间进行精简和优化,将计算得到的稀疏表达矩阵作为新的信号特征空间用于描述不同工况;最后,采用支持向量机对 5 种工况下的信号特征空间进行模式识别。实例分析结果表明,相比起传统的时域特征参数提取方法,本研究所提出的方法具有更高的分类准确率,为准确判断滚动轴承实际工况提供一种有效的新方法。

参 考 文 献

[1] El-Thalji I, Jantunen E. A summary of fault modeling and predictive health monitoring of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 60/61: 252-272.

[2] Rai A, Upadhyay S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Tribology International, 2016, 96: 289-306.

[3] Xiong Xin, Yang Shixi, Gan Cunbiao. A new procedure for extracting fault feature of multi-frequency signal from rotating machinery[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 32: 306-319.

[4] Rubini R, Meneghetti U. Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings[J]. Mechanical Systems

- and Signal Processing, 2001, 15(2): 287-302.
- [5] 胡爱军, 马万里, 唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2012(11): 106-111.
Hu Aijun, Ma Wanli, Tang Guiji. Rolling bearing fault feature extraction method based on ensemble empirical mode decomposition and kurtosis criterion[J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2012(11): 106-111. (in Chinese)
- [6] Antoni J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 282-307.
- [7] 赵志宏, 杨绍普. 基于小波包变换与样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(4): 640-644.
Zhao Zhihong, Yang Shaopu. Roller bearing fault diagnosis based on wavelet packet transform and sample entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 640-644. (in Chinese)
- [8] Daubechies I, Lu Jianfeng, Wu H T. Synchrosqueezed wavelet transforms: an empirical mode decomposition-like tool[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2011, 30(2): 243-261.
- [9] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Nature, 1999, 401(6755): 788-791.
- [10] Li Bin, Zhang Pelin, Tian Hao, et al. A new feature extraction and selection scheme for hybrid fault diagnosis of gearbox[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(8): 10000-10009.
- [11] Oh H J, Lee K M, Lee S U. Occlusion invariant face recognition using selective local non-negative matrix factorization basis images[J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(11): 1515-1523.
- [12] 李兵, 高敏, 张旭光, 等. 用形态梯度法与非负矩阵分解的齿轮故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(2): 295-300.
Li Bing, Gao Min, Zhang Xuguang, et al. Feature extraction for engine fault diagnosis by utilizing adaptive multi-scale morphological gradient and non-negative matrix factorization[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(2): 295-300. (in Chinese)
- [13] 熊妍, 占锐, 王小静. 同步压缩小波与希尔伯特-黄变换性能对比[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(6): 1103-1109.
Xiong Xin, Zhan Rui, Wang Xiaojin. Comparison study on synchrosqueezed wavelet transforms and Hilbert-Huang transform [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(6): 1103-1109. (in Chinese)
- [14] Lee D D, Seung H S. Algorithms for non-negative matrix factorization[C]// Advances in Neural Information Processing Systems. [S. l.]: MIT Press, 2001: 556-562.



第一作者简介: 何俊, 男, 1990年8月生, 博士生。主要研究方向为旋转机械信号处理与故障诊断。
E-mail: hjshenhua@zju.edu.cn