

# 基于 EEMD 奇异值熵的滚动轴承故障诊断方法<sup>\*</sup>

张 琛, 赵荣珍, 邓林峰

(兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050)

**摘要** 为充分利用振动信号进行故障辨识,提出一种基于集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition,简称 EEMD)奇异值熵判据的滚动轴承故障诊断方法。首先,对滚动轴承的振动信号进行 EEMD 分解获得若干个本征模态函数(intrinsic mode function,简称 IMF),并根据一种 IMF 分量故障信息含量的评价指标(即峭度、均方差和欧氏距离)选出能够表征原始信号状态的分量进行信号重构;其次,利用奇异值分解技术对重构信号进行处理,结合信息熵算法求取其奇异值熵;最后,利用奇异值熵的大小判断滚动轴承的故障类别。用美国西储大学滚动轴承振动信号对所述方法进行验证的结果表明,相比传统的 EMD 奇异值熵故障诊断方法,本方法能够清晰的划分出滚动轴承不同工作状态的类别特征区间,而且具有更高的故障诊断精度。

**关键词** 滚动轴承; 集合经验模态分解; 奇异值熵; 故障诊断

**中图分类号** TH165+.3; TH133.3

## 引 言

滚动轴承是旋转机械中应用广泛但极易损坏的部件之一,在轴承早期失效阶段能够有效地提取出故障特征,这对于避免发生严重事故、减少经济损失意义重大。然而在实际工程应用中,复杂的振动传输路径及严重的环境噪声干扰等因素,使得轴承早期故障识别相对来说一直都比较困难。因此如何有效地利用滚动轴承的振动信号,从中提取出能够反映故障状态的特征量,对滚动轴承故障诊断技术的发展具有重要意义与价值<sup>[1-2]</sup>。

经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD)是一种自适应信号消噪方法。该方法在处理非线性、非平稳信号方面具有明显的优势,但目前的 EMD 分解尚存在着端点效应和模态混叠现象待解决<sup>[3]</sup>。为此,Wu 等<sup>[4]</sup>在 EMD 方法的基础上引入噪声辅助分析,提出的 EEMD 法可有效抑制模态混叠现象。该研究利用 EEMD 的特性可自适应地将滚动轴承高频调制信息从其振动信号中分离出来,不仅减小了 EMD 分解中模态混叠的影响,而且还降低了共振解调方法的中心频率和滤波频带选取

不当所造成的误差<sup>[5]</sup>。奇异值熵在机械信号信息成分分析、信息量评估等多方面有其独特的性能<sup>[6-7]</sup>。此判据利用延时嵌陷技术对时间序列进行相空间重构,由于没有成熟的理论确定嵌入维数和延时常数,因而限制了奇异值熵在机械故障诊断中的应用<sup>[8]</sup>。文献[8]提出了一种基于 EMD 和奇异值熵的转子系统故障诊断方法,并在实验中证明了该方法的有效性。但当 EMD 对多模态混合的复杂信号进行分解时,容易造成 IMF 分量模态混叠,导致分解精度不高,致使部分 IMF 分量的奇异值熵不能正确地描述其工作状态,尚存在滚动轴承故障类型辨识精度不够高的问题有待解决。

基于以上分析,为充分利用振动信号进行故障的准确辨识,笔者提出将 EEMD 分解和奇异值熵结合的方法运用于判别滚动轴承的故障类型,即原振动信号经 EEMD 分解获得若干 IMF 分量,通过峭度、均方差、欧氏距离这 3 个指标选出含有故障信息的分量构造初始特征矩阵,然后结合奇异值分解和信息熵算法提取出特征矩阵的奇异值熵,利用不同工况奇异值熵的差异性进行故障类型辨识。通过实测滚动轴承试验分析该方法的有效性,为实现滚动轴承故障的精确诊断提供参考依据。

<sup>\*</sup> 国家重点研发计划资助项目(2016YFF0203303-04);国家自然科学基金联合资助项目(51675253)  
收稿日期:2017-04-07;修回日期:2017-09-14

## 1 基本原理简介

### 1.1 EEMD 算法的原理

EEMD 分解能够根据信号自身的特点,自适应地将非线性、非平稳的多模态信号分解为若干个平稳单一模态的 IMF 分量和一个余项<sup>[4]</sup>。传统的 EMD 方法中因 IMF 分量的不连续而造成的相邻波形模态混叠现象,主要有以下两个原因:a. 由于信号中没有足够的极值点造成分解停止;b. 在采用三次样条函数对信号的极值点进行拟合时,由于极值点分布间隔的不均匀而造成误差。为克服这两点不足,Wu 等<sup>[4]</sup>提出了一种 EEMD 分解方法,该方法利用高斯白噪声具有频率均匀分布的统计特性弥补上述模态不连续的缺陷,据此保证了模态分解的准确性<sup>[9]</sup>,从而获得一组无模态混叠现象的 IMF 分量。这些分量满足以下两个条件:a. 在整个信号序列中,极值点个数与过零点次数必须相等或者最多相差一个点;b. 在任意时间点上,分别由信号局部极大值和极小值确定的上、下包络线的均值为零。具体的 EEMD 分解过程可参考文献<sup>[10]</sup>。

### 1.2 奇异值熵的定义

奇异值有矩阵固有的特征<sup>[11]</sup>,它是度量矩阵稳定性的一个指标,当矩阵中的元素发生变化时,奇异值将发生相应的变化。在滚动轴承运行状态发生改变时,奇异值也将相应的随之改变。因此,为了定量描述滚动轴承运行状态的变化程度,引入奇异值熵描述不同脉冲分量对滚动轴承的影响程度,具有一定的可行性。奇异值熵定义<sup>[12-13]</sup>如下。

1) 在奇异值理论中,任何阶矩阵  $\mathbf{A}$  的奇异值分解为

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{V}^T \quad (1)$$

其中: $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$  分别是阶和阶正交阵; $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$  是对角阵,其对角元素为  $\mathbf{A}$  的奇异值,并按降序排列。

2) 对式(1)的中奇异值序列进行平方处理,可得到  $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2$ 。每个分量进行归一化处理,即

$$E_i = \frac{\sigma_i^2}{E} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

其中: $E = \sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_n^2$ ,于是就有  $\sum_{i=1}^n E_i = 1$ , 满足信息熵的归一化条件。

3) 根据信息熵算法的定义可构造出奇异值熵。因此奇异值熵的计算公式为

$$H = - \sum_{i=1}^n E_i \ln E_i \quad (3)$$

滚动轴承振动信号经 EEMD 分解获得若干不同尺度 IMF 分量的同时也会产生伪分量。为降低无关分量对诊断结果的干扰,因此需通过分量评价指标选出含有丰富故障信息的 IMF 分量作为特征提取的新信号源。奇异值熵能够度量信号在采样时间内各频段的故障特征,滚动轴承在不同工况下的故障特征主要表现为不同频率段上奇异值熵的差异<sup>[8]</sup>,理论上此判据应能反映出滚动轴承运行状态之间的差别。根据其特性可将奇异值熵这一指标作为滚动轴工作状态的判别依据。因此,鉴于上述理论方法的优势,提出一种基于 EEMD 奇异值熵的滚动轴承故障诊断的新方法。

## 2 基于 EEMD 奇异值熵的故障诊断方法设计

### 2.1 设定的评价指标

峭度是一种无量纲参数,它对冲击脉冲及脉冲类故障信号特别敏感,因此特别适用于表面损伤类故障、尤其是早期故障的诊断。均方差指标是反映一组数据离散程度最常用的一种量化形式,是表示精确度的重要指标。当滚动轴承出现故障时,通常会伴随着冲击脉冲的增强,导致信号幅值发生改变,这两个指标对轴承故障特别敏感。

为选取含有丰富故障信息的 IMF 分量,进一步计算各 IMF 分量与原始信号之间的欧氏距离,从中选取欧式距离最小即最相似的 IMF 分量组成初始特征矩阵。本研究通过计算发现,利用这 3 个评价指标对 IMF 分量进行筛选,不仅能降低特征提取的计算复杂度,还达到了消除无关分量的目的。因此,本研究将此评价指标用于 IMF 分量是否含有故障信息的筛选依据。

### 2.2 定义 EEMD 奇异值熵

EEMD 奇异值熵的定义如下。

1) 设原始信号进行 EEMD 分解后得到个 IMF 分量和一个余项。通过峭度、均方差和欧氏距离 3 个评价指标,筛选  $m$  个含有故障信息的 IMF 分量进行信号重构组成初始特征向量矩阵  $\mathbf{J}$ ,即

$$\mathbf{J} = [\text{IMF}_1, \text{IMF}_2, \dots, \text{IMF}_m] \quad (4)$$

2) 将  $\mathbf{J}$  代入式(1)进行奇异值分解得到初始特征向量矩阵的奇异值  $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m)$ 。用式(2)对各分量进行归一化处理。

3) 将上述结果代入式(3),即可得出原始信号的 EEMD 奇异值熵。

### 2.3 故障诊断方法设计

在本研究中,基于 EEMD 奇异值熵的故障辨识方法如图 1 所示。具体的应用实验步骤如下:

1) 对正常、内圈故障、外圈故障和滚动体故障 4 种状态信号进行 EEMD 分解,分别得到若干个 IMF 分量和一个余项;

2) 计算各 IMF 分量的峭度、均方差和欧氏距离三个评价指标,根据其特性分别从滚动轴承 4 种状态中筛选含有故障特征信息丰富的 IMF 分量组成初始特征向量矩阵  $J$ ,然后用式(2)将能量归一化,结合信息熵算法用式(3)计算出奇异值熵;

3) 滚动轴承不同工作状态对应的奇异值熵不同,因此通过奇异值熵的大小识别滚动轴承的故障类型。

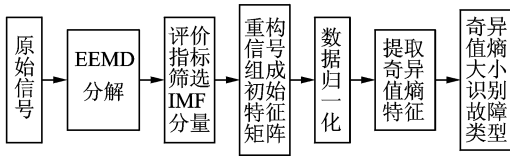


图 1 基于 EEMD 奇异值熵的故障诊断流程图

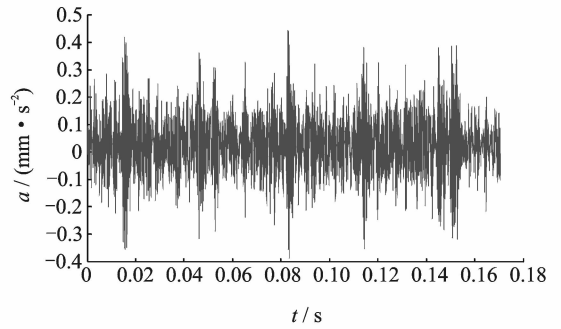
Fig. 1 Flow chart of fault diagnosis based on EEMD singular value entropy

### 3 实验与结果分析

为验证本方法的有效性,笔者以美国凯斯西储大学(Case Western Reserve University)轴承数据中心的故障数据作为研究对象。测试的是靠近驱动端的轴承端面振动信号,其轴承类型为 SKF6205 深沟球轴承。轴承的工作方式是内圈随轴转动,外圈固定在机座上,轴承转速为 1 797 r/min,采样频率为 12 kHz,采样长度为 2 048 mm。轴承内圈、外圈和滚动体局部点蚀的损伤尺寸为 0.533 mm × 0.279 mm。点蚀是用电火花机靠人工加工制作的,通过安装在感应电动机上的加速度传感器进行测量。

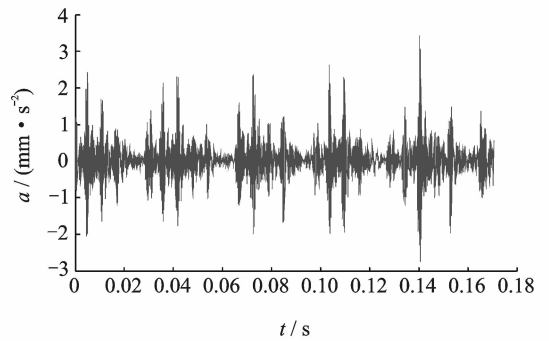
#### 3.1 故障特征的选取

轴承的故障类型包括滚动体的点蚀、内圈点蚀、外圈点蚀 3 种故障类型。实测得到的 3 种故障和正常状态下原始振动信号的时域波形图如图 2 所示。对图 2 信号进行特征提取分析之前,首先采用 EE-



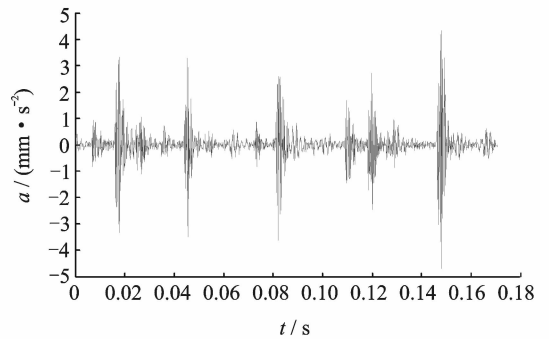
(a) 滚动体故障时域波形图

(a) Rolling element fault time domain waveform



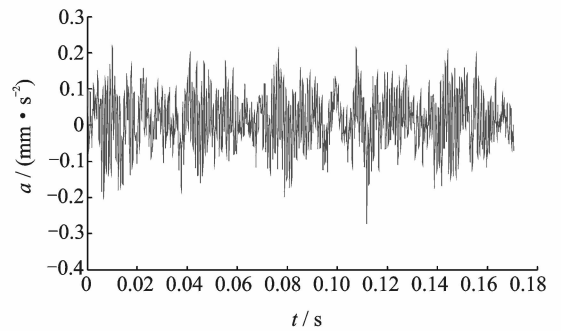
(b) 内圈故障时域波形图

(b) Inner ring fault time domain waveform



(c) 外圈故障时域波形图

(c) Outer ring fault time domain waveform



(d) 正常时域波形图

(d) Healthy time domain waveform

图 2 原始振动信号波形图

Fig. 2 Waveform diagram of original vibration signal

MD 对其进行分解。以滚动体的故障信号为例, EEMD 分解的结果为 11 个 IMF 分量和 1 个余项, 如图 3 所示。理想情况下, 每个 IMF 分量的特征频率成分都会一一对应。由于受到加入白噪声、迭代

次数以及步长等的影响, EEMD 分解中存在伪分量, 为选出能反映故障信息的真实 IMF 分量, 提取有效的故障特征, 为此提出一种基于峭度、均方差和欧氏距离的真伪 IMF 分量评价方法。根据 2.1 节评价指标性质可知, 应从若干 IMF 分量中筛选峭度和均方差大、欧氏距离小的 IMF 分量, 将其作为表征滚动轴承振动信号所处状态的数据源。

滚动体故障信号 EEMD 分解的各 IMF 分量的三个评价指标情况如图 4 所示。从图 4(a), (b) 中可以发现: 11 个 IMF 分量中的前 3 个分量的峭度、均方差均大于其他分量; 在图 4(c) 各分量与原信号之间的欧氏距离中, 从第 3 个 IMF 分量开始趋于水平。由三个评价方法性质可知, 图 4 中前 3 个 IMF 分量包含丰富的故障信息, 可表征滚动轴承的工况状态, 为下一步提取初始特征矩阵奇异值熵的可靠性提供了保障。

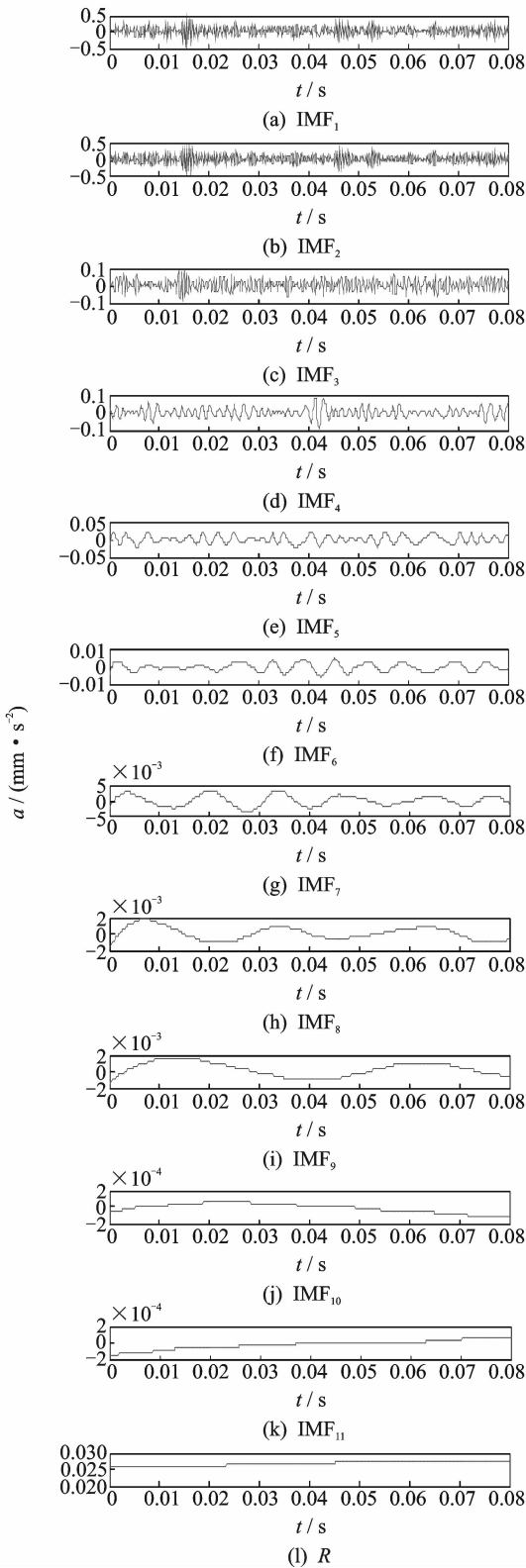


图 3 滚动体故障信号 EEMD 分解图

Fig. 3 EEMD decomposition of ball fault signal

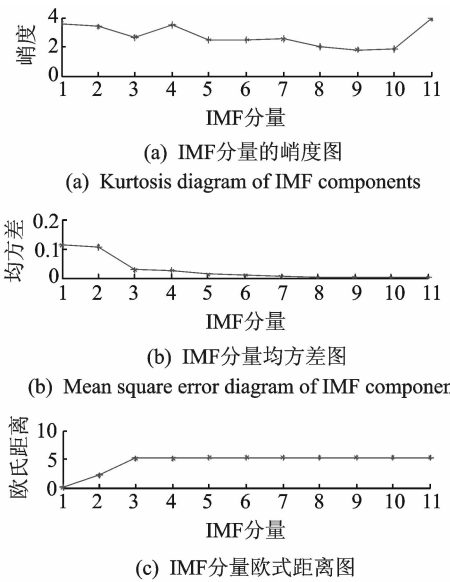


图 4 IMF 分量的三个评价指标图

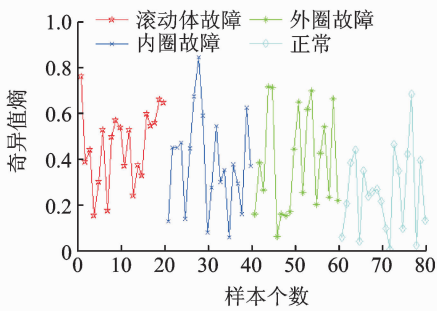
Fig. 4 Three evaluation indexes of IMF component

### 3.2 基于 EEMD 奇异值熵的故障识别应用情况

按文中的故障诊断方法, 对图 2 所示滚动轴承 4 种状态的振动信号进行 EEMD 分解, 通过 3 个评价指标对每种状态的 IMF 分量进行筛选, 最终选出含有故障信息的 3 个 IMF 分量进行信号重构, 组成初始特征矩阵, 计算出 4 种状态的奇异值熵进行故障辨识。为对比本方法的故障辨识效果, 从滚动轴承 4 种振动信号中随机各选取 20 组样本, 分别进行 EMD 分解和 EEMD 分解, 然后求取与之对应初始矩阵的奇异值熵, 根据不同状态奇异值熵的差异进

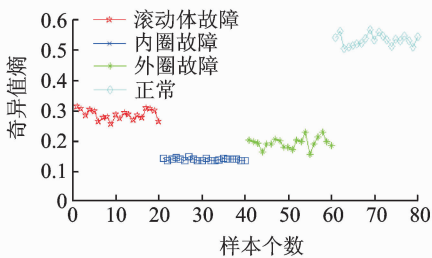
行故障辨识,两种方法的故障辨识效果如图 5 所示。

从图 5 可看出:图 5(a)由于 EMD 分解自身存在的不足,导致不同信号分解后所得含有故障信息的奇异值熵差异较小,使得滚动轴承 4 种状态的奇异值熵区间模糊,难以区分出故障类别;图 5(b)显示出滚动轴承不同故障类别之间奇异值熵的显著差异,与传统 EMD 奇异值熵方法相比,本方法能更清晰区分出故障类别。滚动轴承的 4 种状态各属于一个区间范围,而且类别区间无交集如表 1 所示。这一结果表明,笔者提出的 EEMD 奇异值熵这一判据,可以准确地区分出滚动轴承的故障类别。



(a) EMD 奇异值熵方法故障识别图

(a) EMD singular value entropy method fault identification



(b) EEMD 奇异值熵方法故障识别效果图

(b) EEMD singular value entropy method fault identification

图 5 两种方法的故障辨识效果图

Fig. 5 Two methods of fault recognition effect diagram

表 1 EEMD 奇异值熵故障区间

Tab. 1 EEMD singular value entropy fault interval

区 间	故障类型
(0.25 , 0.32)	滚动体故障
(0.13 , 0.15)	内圈故障
(0.15 , 0.23)	外圈故障
(0.50 , 0.57)	正常

### 4 结束语

为充分利用振动信号进行故障的准确辨识,提出一种基于 EEMD 奇异值熵的滚动轴承故障诊断

方法。通过峭度、均方差和欧氏距离这 3 个指标选出 EEMD 分解的 IMF 分量中含有故障信息的分量,构造表征信号类型的初始特征矩阵。结合奇异值分解和信息熵算法,计算出滚动轴承在不同状态下的奇异值熵,通过奇异值熵的大小辨识滚动轴承的故障类型。本研究基于峭度、均方差和欧氏距离建立的一种 IMF 分量故障信息含量的评价方法,能够准确选出含有故障信息最丰富的 IMF 分量。在应用过程中,此评价方法不仅降低了特征提取的计算复杂度还达到了消除无关 IMF 分量的目的,为提取不同故障特征奇异值熵的可靠性提供了保障。实验结果表明:依据滚动轴承不同工作状态下 EEMD 奇异值熵这一判据,可准确地识别出滚动轴承的故障类型;与传统 EMD 奇异值熵的诊断方法相比,本研究所提出的滚动轴承故障诊断方法的故障辨识效果更好,能够为实现滚动轴承故障的精确诊断提供参考依据。

### 参 考 文 献

[1] 刘中磊,于德介,刘坚. 基于故障特征频率的阶比双谱方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(33):123-129.  
Liu Zhonglei, Yu Dejie, Liu Jian. Order bispectrum analysis based on fault characteristic frequency and its application to the fault diagnosis of rolling bearings [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(33): 123-129. (in Chinese)

[2] 冷永刚,郑安总,范胜波. SVD 分量包络检测方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的研究[J]. 振动工程学报, 2014, 27(5):794-800.  
Leng Yonggang, Zheng Anzong, Fan Shengbo. SVD component-envelope detection method and its application in the incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Vibration Engineering, 2014, 27(5): 794-800. (in Chinese)

[3] 何正嘉, 菅艳阳, 张西宁. 现代信号处理及工程应用 [M]. 西安:西安交通大学出版社, 2007:230-231.

[4] Wu Zhaohua, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition; a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1):1-41.

[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, 32(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 CSEE, 2012, 32(11):106-111. (in Chinese)
- [6] Kim S H, Soedel W, Lee J M. Analysis of the beating response of bell type structures[J]. Journal of Sound & Vibration, 1994, 173(4):517-536.
- [7] Fégeant O. Structural mobilities for the edge-excited, semi-infinite cylindrical shell using a perturbation method[J]. Journal of Sound & Vibration, 2001, 248(3):499-519.
- [8] 于德介, 陈淼峰, 程军圣, 等. 基于 EMD 的奇异值熵在转子系统故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2006, 25(2):24-26.  
Yu Dejie, Chen Miaofeng, Cheng Junsheng, et al. Fault diagnosis approach for rotor system based on EMD method and sigular value entropy[J]. Journal of Vibration and Shock, 2006, 25(2):24-26. (in Chinese)
- [9] 郑直, 姜万录, 胡浩松, 等. 基于 EEMD 形态谱和 KFCM 聚类集成的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 振动工程学报, 2015, 28(2):324-330.  
Zheng Zhi, Jiang Wanlu, Hu Haosong, et al. Research on fault diagnosis method of rolling bearing based on EEMD shape spectrum and KFCM clustering ensemble[J]. Journal of Vibration Engineering, 2015, 28(2):324-330. (in Chinese)
- [10] 郑近德, 陈敏均, 程军圣, 等. 多尺度模糊熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2014, 27(1):145-151.  
Zheng Jinde, Chen Minjun, Cheng Junsheng, et al. Multi scale fuzzy entropy and its application in fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Vibration Engineering, 2014, 27(1):145-151. (in Chinese)
- [11] 李天云, 陈昌雷, 周博, 等. 奇异值分解和最小二乘支持向量机在电能质量扰动识别中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(34):124-128.  
Li Tianyun, Chen Changlei, Zhou Bo, et al. Application of SVD and LS-SVD in power quality disturbances classification[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(34):124-128. (in Chinese)
- [12] Konsstantinides K, Yao K. Statistical analysis of effective singular values in matrix rank determination [J]. Acoustics Speech & Signal Processing IEEE Transactions on, 1988, 36(5):757-763.
- [13] Hou Zujun. Adaptive singular value decomposition in wavelet domain for image deoising[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(8):1747-1763.



**第一作者简介:**张琛,男,1989年6月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械智能故障诊断。

E-mail:243150342@qq.com。

