

基于变分模态分解奇异值熵的滚动轴承微弱故障辨识方法

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: 针对滚动轴承微弱故障难以识别的问题, 提出一种基于变分模态分解 (Variational Mode Decomposition, VMD) 与奇异值熵融合的滚动轴承微弱故障辨识方法。该方法对滚动轴承的振动信号进行 VMD 分解获得 4 个本征模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF), 并根据一种均方差-欧氏距离指标选择出含丰富故障信息的 IMF 分量进行信号重构; 对重构信号进行奇异值分解获得奇异值对角阵, 进而结合信息熵理论求取对角阵的奇异值熵; 利用奇异值熵的大小区分滚动轴承的工作状态和故障类型。用美国西储大学的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 EMD 奇异值熵故障诊断方法, 该方法能够更清晰地划分出滚动轴承微弱故障的类别区间, 有助于实现微弱故障类型的准确辨识, 为滚动轴承微弱故障诊断提供了一种可靠的评估依据。

关键词: 滚动轴承; 变分模态分解 (VMD); 奇异值熵; 微弱故障

中图分类号: TP206.3; TH132

文献标志码: A

DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2018.21.013

Weak fault identification of rolling bearings based on VMD singular value entropy

ZHANG Chen, ZHAO Rongzhen, DENG Linfeng

(School of Mechanical & Electronic Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Aiming at problems of rolling bearings' weak failures being difficult to identify, a rolling bearing weak fault identification method based on fusion of the variational mode decomposition (VMD) and the singular value entropy was proposed. Firstly, VMD was done for vibration signal of a rolling bearing to obtain 4 intrinsic mode functions (IMFs). According to a mean square deviation-Euclidean distance index, IMF components containing rich fault information were chosen to perform signal reconstruction. Then, the singular value decomposition (SVD) was done for the reconstructed signal to obtain the diagonal matrix of singular values, and the diagonal matrix's singular value entropy was obtained using the information entropy theory. Finally, the singular value entropy was used to distinguish working state and fault type of the bearing. The new method was verified with rolling bearing vibration signals of American West Storage University. The results showed that compared with the traditional EMD singular value entropy fault diagnosis method, this method can more clearly delineate rolling bearing weak fault classes to correctly identify a bearing's weak fault. This study provided a reliable basis for weak fault diagnosis of rolling bearings.

Key words: rolling bearing; variational mode decomposition (VMD); singular value entropy; weak fault

滚动轴承是应用最为广泛但极易损坏的零件之一。据统计, 在使用滚动轴承的旋转机械中, 大约 30% 的机械故障都是由轴承引起的, 因此对轴承早期失效的微弱故障特征提取问题开展研究工作是故障诊断领域的一个研究热点和难点问题, 对滚动轴承故障诊断技术的发展具有重要的工程与科学意义。在实际工程应用中, 复杂振动传输路径及严重环境噪声干扰等因素使得轴承早期微弱故障识别相对比较困难。因此,

如何从滚动轴承的振动信号中提取微弱故障特征并辨识出故障类型是滚动轴承故障诊断的关键所在^[1-2]。

经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 在处理非线性、非平稳信号上具有明显的优势, 但该算法存在着端点效应和模态混叠现象^[3]。为此, Wu 等^[4]在 EMD 方法的基础上提出集合经验模态分解方法 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 对模态混叠现象进行抑制, 但其迭代次数大幅增加计算量, 并且分解获得的模态分量超出原始信号组成的分量, 同时也受到采样频率的影响, 当频率比为奇数分之一时, 经过多次迭代后的分解误差较大^[5]。对此, Dragomiretskiy 等^[6]于 2014 年提出一种基于变分模态

基金项目: 国家自然科学基金 (51675253)

收稿日期: 2017-06-19 修改稿收到日期: 2017-08-15

第一作者 张琛 男, 硕士, 1989 年生

通信作者 赵荣珍 女, 博士, 教授, 博士生导师, 1960 年生

分解 VMD (Variational Mode Decomposition) 的方法。它将信号分量的获取过程转为变分求解问题,采用交替方向乘子法,不断更新各模态及其中心频率,逐步将各模态解调到相应的基频带,实现原始信号的分解。同 EMD 和 EEMD 方法相比,VMD 具有以下优点^[7-8]: ① VMD 分解经多个自适应维纳滤波,具有更好的噪声稳健性; ②通过合理控制收敛条件,VMD 的采样效应更小; ③在模态分离方面,VMD 可成功分离两个频率相近的信号; ④VMD 的端点效应远弱与递归模态分解并且其计算效率高。

奇异值熵这一量化指标在机械信号信息量评估、信息成分分析等方面有许多独特性能^[9-10]。它能够利用延时嵌入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。目前,文献[11]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。文献[12]将奇异值熵与支持向量机方法相结合运用到齿轮故障诊断中,有效地识别出齿轮的工作状态和故障类型。文献[13]提出一种将流形算法与奇异值熵结合的滚动轴承故障特征提取方法,通过工程信号分析验证了该方法的有效性。故而如何才能提取出有效刻画滚动轴承微弱故障信息的特征,仍然是非常值得深入探讨的问题。

本研究将 VMD 分解和奇异值熵二者在诸多方面的优异特性相结合运用于滚动轴承早期微弱故障诊断,将滚动轴承状态信号进行 VMD 分解,并计算各模态的均方差-欧氏距离指标选出含有故障信息的敏感分量,然后结合奇异值分解和信息熵算法提取出敏感分量的奇异值熵,利用不同工况奇异值熵的差异性进行故障类型辨识。通过实测滚动轴承实验分析探讨该方法的可行性和有效性,为实现滚动轴承早期微弱故障的精确诊断提供可靠的依据。

1 基本原理简介

1.1 VMD 算法的原理

VMD 分解是一种多分量信号自适应分解方法,其整体结构是构造和求解变分问题。VMD 的分解过程主要涉及 3 个重要概念:经典维纳滤波、Hilbert 变换和频率混合。

(1) 变分问题的构造

变分问题是将输入信号 $x(t)$ 分解为 K 个 IMF 分量 $u_k(t)$,并对各分量 $u_k(t)$ 通过 Hilbert 变换得到其解析信号,然后与预估中心频率 w_k 进行混合,在各 $u_k(t)$ 分量之和等于信号 $x(t)$ 的约束条件下,变分问题为

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\lambda\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k = x(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: ∂_t 为对 t 求偏导; $\delta(t)$ 为冲击函数。

(2) 变分问题的求解

使用拉格朗日乘法算子 $\lambda(t)$ 和二次惩罚因子 α ,将约束性变分问题转化为无约束性变分问题,其表达式为

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\lambda\}, \alpha) = & \\ & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| x(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), x(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

利用交替方向乘子算法 (Alternate Direction Method of Multipliers, ADMM) 求取上述拉格朗日函数的鞍点,即式(1)最优解。具体实现步骤为:

步骤 1 初始化 $\{\hat{u}_k^1\}, \{\hat{w}_k^1\}, \hat{\lambda}^1, n$;

步骤 2 执行循环 $n = n + 1$;

步骤 3 对所有 $w > 0$,更新 \hat{u}_k

$$\begin{aligned} \hat{u}_k^{n+1}(w) \leftarrow & \\ \frac{\hat{x}(w) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(w) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^n(w) + \frac{\hat{\lambda}^n(w)}{2}}{1 + 2\alpha(w - w_k)^2}, & \\ k \in \{1, K\} & \end{aligned} \quad (3)$$

步骤 4 更新 w_k

$$w_k^{n+1} \leftarrow \frac{\int_0^\infty w |\hat{u}_k^{n+1}(w)|^2 dw}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(w)|^2 dw}, \quad k \in \{1, K\} \quad (4)$$

步骤 5 更新 λ

$$\hat{\lambda}^{n+1}(w) \leftarrow \hat{\lambda}^n(w) + \tau(\hat{x}(w) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(w)) \quad (5)$$

步骤 6 重复步骤 2 ~ 步骤 5,直至满足式(6)停止迭代,得到 K 个 IMF 分量。

$$\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon \quad (6)$$

VMD 分解利用维纳滤波去噪,具有良好的降噪效果,通过设定有限带宽参数 α 和中心角频率初始化方式得到 K 个调幅-调频 IMF 分量的中心角频率 ω_k ,然后根据不同中心角频率获得各 IMF 分量的模态函数 u_k 。VMD 算法非常简单: ①各模态直接在频域不断更新,最后通过傅里叶逆变换到时域; ②作为各个模态的功率谱重心,中心频率被重新预估,并以此循环更新。

1.2 奇异值熵的定义

奇异值是矩阵固有的特征^[14],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,奇异值将相应地发生变化。在滚动轴承运行状态发生改变时,

对应的奇异值也将随之改变。因此,为了定量描述轴承运行状态的变化情况,引入奇异值熵描述不同脉冲分量对轴承的影响程度,具有一定的可行性。在参考文献 [15-16] 中给出的奇异值熵的定义如下:

(1) 在奇异值理论中,任何 $m \times n$ 阶矩阵 A 的奇异值可分解为

$$A = U\Lambda V^T \quad (7)$$

式中: U 和 V 分别为 $m \times m$ 阶和 $n \times n$ 阶正交阵; $\Lambda = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$ 为 A 的奇异值矩阵,并按降序排列。

(2) 对式(7) Λ 中的奇异值序列进行平方处理,可得到 $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2$ 。对每个分量 σ_i^2 进行归一化处理,即

$$E_i = \frac{\sigma_i^2}{E} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

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

(3) 根据信息熵的定义可构造出计算奇异值熵的计算式(9), 即

$$H = - \sum_{i=1}^n E_i \ln E_i \quad (9)$$

滚动轴承振动信号经 VMD 分解获得有限个不同模式的 IMF 分量的同时会产生伪分量。为降低伪分量对诊断结果的干扰,因此需通过特征评价指标选出含有故障信息的 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。理论上,此项指标应能够反映出机器运行状态之间的差别,本研究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,结合上述理论方法的优势,本文提出的一种基于 VMD 奇异值熵的滚动轴承微弱故障的辨识方法见第 2 节。

2 基于 VMD 奇异值熵的滚动轴承微弱故障辨识方法设计

2.1 设定的评价指标

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,是表示测试数据与原始数据之间差距的决定性指标。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,这个指标对轴承故障特别敏感。为此选取含有丰富故障信息的模态分量,进一步计算各模态分量与原始信号之间的欧氏距离,距离值越小越能表征原始信号的故障信息。

在本研究中,通过试验计算我们发现利用这两个评价指标对数据进行筛选,不仅能够降低特征提取的

计算复杂度,还提高了故障类型的辨识准确率。因此,在本研究中将这两个评价指标用于评判滚动轴承的工作状态和故障类型敏感分量的筛选。

2.2 定义的 VMD 奇异值熵

VMD 奇异值熵的定义如下:

(1) 设原始信号 $x(t)$ 在进行 VMD 分解后得到 K 个 IMF 分量,通过均方差-欧氏距离指标筛选出 m ($m < K$) 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 J , 即

$$J = [IMF_1, IMF_2, \dots, IMF_m]$$

(2) 将 J 代入式(1)进行奇异值分解可得到的奇异值 $\Lambda = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_m)$ 。用式(8)对各分量进行归一化处理。

(3) 将上述结果代入式(9),即可得出原始信号 $x(t)$ 的 VMD 奇异值熵 H 。

2.3 基于 VMD 奇异值熵的微弱故障辨识方法设计

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

步骤 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 VMD 分解,分别得到有限个 IMF 分量。

步骤 2 计算各 IMF 分量的两个评价指标,即均方差和欧氏距离。根据评价指标特性分别从滚动轴承工况的 4 种状态中,筛选出 3 个含有故障信息最丰富的 IMF 分量组成初始特征向量矩阵,计算出初始矩阵相应的奇异值能量,然后用式(8)将能量归一化,结合信息熵理论用式(9)计算出奇异值熵。

步骤 3 滚动轴承不同工况对应的奇异值熵不同,因此通过奇异值熵的大小诊断滚动轴承的工作状态和故障类型。

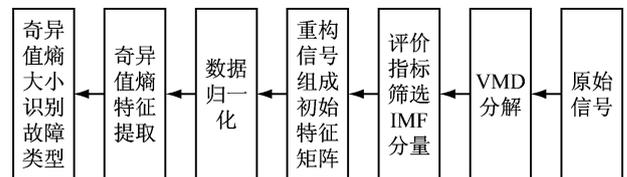


图 1 基于 VMD 奇异值熵的微弱故障辨识流程图

Fig. 1 Weak fault identification chart of VMD singular value entropy

3 实验与结果分析

本研究利用美国凯斯西储大学轴承数据中心的故障数据对所提方法的有效性进行验证。测试的轴承为驱动端的 SKF6205 深沟球轴承,具体参数如表 1 所示。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 1 796 r/min,采样频率为 12 kHz,采样长度为 2 048 点。轴承的内圈、外圈和滚动体局部的微弱损伤尺寸为 0.018 × 0.028 (cm) 点蚀是人工用电火花机

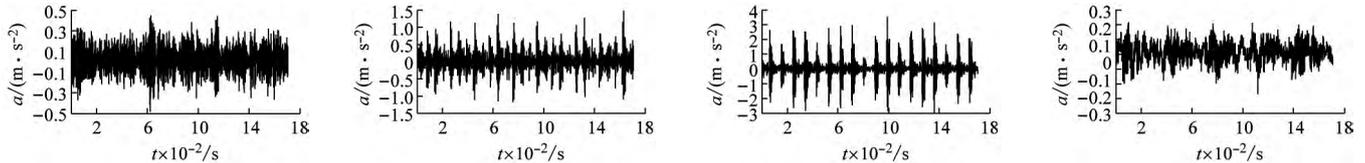
加工制作,弱故障信号通过安装在感应电动机的振动加速度传感器进行测量。

表1 SKF6205 轴承参数

Tab.1 SKF6205 bearing parameters					cm
参数	内径	外径	厚度	滚动体直径	节距
数值	2.50	5.20	1.50	0.79	3.90

3.1 故障特征的选取

轴承的微弱故障类型包括滚动体的点蚀、内圈点蚀、外圈点蚀共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。

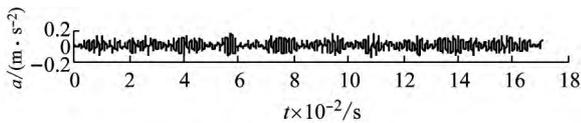


(a) 滚动体故障的时域波形图 (b) 内圈故障的时域波形图 (c) 外圈故障的时域波形图 (d) 正常状态的时域波形图

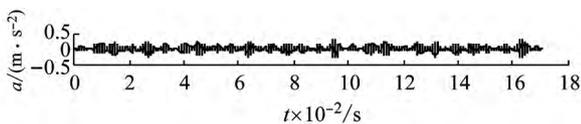
图2 原始振动信号的波形图

Fig.2 Waveform diagram of original vibration signal

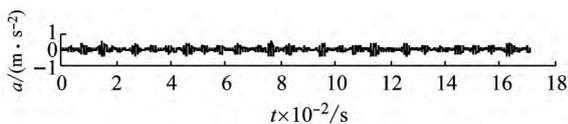
图3中4个IMF分量的均方差-欧氏距离指标结果如表2所示。从表2中可以发现4个IMF分量中 IMF_2 、 IMF_3 和 IMF_4 分量的均方差均大于 IMF_1 分量,与原信号之间的欧氏距离均小于 IMF_1 分量,由两个指标性质可知,应从IMF分量中选出信号离散度高,与原始信号距离小的IMF分量作为反应故障信息的敏感分量。因此,根据表2可确定 IMF_2 、 IMF_3 和 IMF_4 分量含有丰富的故障信息。可靠的评价指标为下面提取故障特征奇异值熵的有效性提供了数据保障。



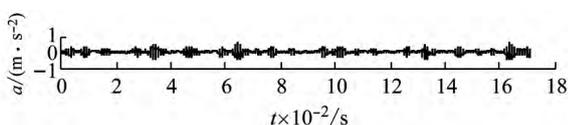
(a) IMF_1 时域波形图



(b) IMF_2 时域波形图



(c) IMF_3 时域波形图



(d) IMF_4 时域波形图

图3 内圈故障信号的VMD分解结果

Fig.3 VMD decomposition result of inner defect signal

示。对图2信号进行特征提取之前,VMD需事先设定分解IMF分量的个数 K ,不同IMF分量对应的中心频率不同,借鉴刘长良等的实验分析部分的表1可确定VMD的最佳参数设定为 $K=4$, $\alpha=2000$, $\tau=0.3$ 以保证实际信号分解的保真度。图3是内圈微弱点蚀故障信号进行VMD分解的结果。从图3可以看出内圈的微弱故障信息被分解为4个IMF分量,为避免伪分量对故障识别的干扰,利用评价指标筛选出反应故障信息敏感的IMF分量作为下一步奇异值分解的新数据源,以保证特征提取的可靠性。

表2 4个IMF分量与原信号的均方差和欧式距离

Tab.2 The mean variance and euclidean distance of the four IMF components and the original signal

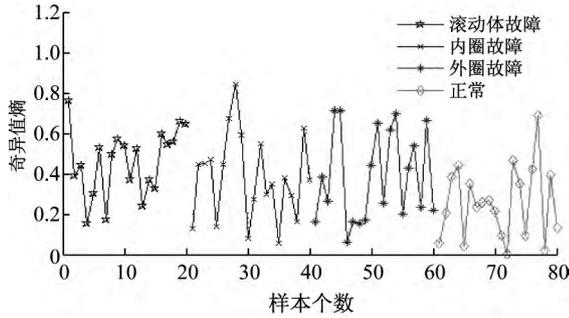
分量	IMF_1	IMF_2	IMF_3	IMF_4
均方差	0.110 0	0.205 4	0.263 7	0.256 8
欧式距离	22.89	20.13	17.83	18.70

3.2 基于VMD奇异值熵的故障识别应用情况

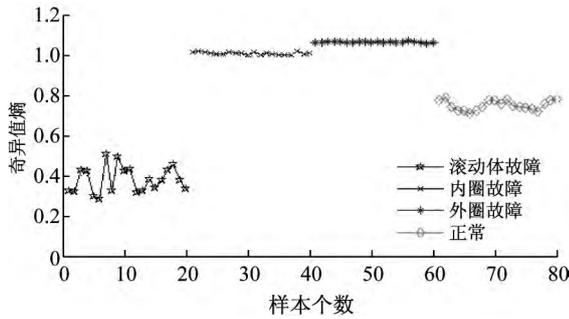
按照节2所提的故障辨识方法设计,对图2所示滚动轴承4种状态的振动信号分别进行VMD分解,通过两个评价指标对每种状态的IMF分量进行筛选,最终选出含有故障信息的3个IMF分量进行信号重构,组成初始特征矩阵,计算出4种状态的奇异值熵根据其大小进行故障分类。为对比本方法微弱故障识别的效果,与传统方法EMD奇异值熵分别对滚动轴承4种类型信号随机选取的20组样本进行分解,然后求取各样本初始矩阵的奇异值熵,利用滚动轴承不同状态奇异值熵的差异性进行故障辨识,这两种方法故障分类效果如图4所示。

图4(a)是传统方法EMD奇异值熵辨识效果,滚动轴承4种状态的奇异值熵的区间模糊混叠,难以区分出微弱故障类别。此现象是由于EMD分解自身存在的不足,不同状态信号分解后所得含有故障信息奇异值熵的差异性较小所致;图4(b)是本文方法的辨识效果,4种故障类型的分布显示出VMD分解奇异值熵的微弱故障辨识方法比传统方法EMD奇异值熵的区分故障类别效果更加清晰,不同故障类别之间对应的奇异值熵具有明显的差异,4种工况状态各属于一个熵值

区间范围,而且故障类别区间无交集如表 3 所示。表 3 中故障类型所属的 4 个不相交 H 区间的分布结果表明,本文提出的 VMD 奇异值熵这一评价指标,可以准确有效地区分出滚动轴承的微弱故障类型。



(a) EMD 奇异值熵辨识效果



(b) 本文方法辨识效果

图 4 两种方法的故障辨识效果

Fig. 4 Fault identification results of two methods

表 3 VMD 奇异值熵故障区间

Tab. 3 VMD singular value entropy fault interval

H 区间	故障类型
(0.28, 0.52)	滚动体故障
(1.00, 1.03)	内圈故障
(1.05, 1.08)	外圈故障
(0.71, 0.80)	正常

4 结 论

针对滚动轴承早期微弱故障识别率偏低的问题,提出一种基于 VMD 奇异值熵的滚动轴承微弱故障辨识方法,通过均方差-欧氏距离指标选出 VMD 分解后含有故障信息的 IMF 分量,利用奇异值分解结合信息熵算法得到滚动轴承不同状态下的奇异值熵,通过奇异值熵的大小区分故障类型。经过对滚动轴承振动信号的诊断分析,得出的结论如下:

(1) 本研究建立的均方差-欧氏距离不同模态分量的评价方法,能够准确筛选出含有故障信息敏感的 IMF 分量。在应用过程中发现此评价方法不仅降低了特征提取的计算复杂度还为下一步提取故障特征奇异值熵提供了可靠的数据源。

(2) 实验结果表明,依据 VMD 奇异值熵在滚动轴承不同工况下的差异性可准确地辨识其工作状态和故障类型;在滚动轴承早期微弱故障诊断中,较传统 EMD 奇异值熵的诊断方法,本文方法对故障类型辨识效果更好,为实现滚动轴承早期微弱故障的精确诊断提供了一种可靠的辨识方法。

参 考 文 献

[1] 王宏超,陈进,董广明. 基于最小熵解卷积与稀疏分解的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 88-94.
WANG Hongchao, CHEN Jin, DONG Guangming. Fault diagnosis method for rolling bearing's weak fault based on minimum entropy deconvolution and sparse decomposition [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 88-94.

[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.

[3] 何正嘉,訾艳阳,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.

[4] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2011, 1(1): 1-41.

[5] RILLING G, FLANDRIN P. On the influence of sampling on the empirical mode decomposition [C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Toulouse: IEEE, 2006.

[6] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

[7] 刘长良,武英杰,甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3358-3365.
LIU Changliang, WU Yingjie, ZHEN Chenggang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy C means clustering [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13): 3358-3365.

[8] 唐贵基,王晓龙. 变分模态分解方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2016, 29(4): 638-648.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Variational mode decomposition method and its application on incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(4): 638-648.

[9] 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.

[10] 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.

(下转第 107 页)

- Research on the aerodynamic damping ratios of square tall building in across-wind direction under strong wind [J]. *Engineering Mechanics*, 2010, 27(10): 96-103.
- [4] 曹会兰, 全涌, 顾明, 等. 独立矩形截面超高层建筑的顺风向气动阻尼风洞试验研究 [J]. *振动与冲击*, 2012, 31(5): 122-127.
CAO Huilan, QUAN Yong, GU Ming, et al. Along-wind aerodynamic damping of isolated rectangular high-rise building [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, 31(5): 122-127.
- [5] 吴海洋, 梁枢果, 邹良浩. 基于小波分析的高层建筑气动阻尼评估方法 [J]. *振动与冲击*, 2008, 27(8): 93-96.
WU Haiyang, LIANG Shuguo, ZOU Lianghao. Method of evaluation aerodynamic damping of tall buildings based on wavelet analysis [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2008, 27(8): 93-96.
- [6] 嵇学培, 谢壮宁, 李小康. 广州西塔风致响应和气动阻尼特性的试验研究 [J]. *土木工程学报*, 2009(7): 58-64.
JI Xuepei, XIE Zhuangning, LI Xiaokang. An experimental study on the wind induced response and aerodynamic damping of Guanzhou West Tower [J]. *China Civil Engineering Journal*, 2009(7): 58-64.
- [7] 黄鹏, 顾明, 全涌. 高层建筑气动阻尼的实验研究 [C]//第十二届全国结构风工程学术会议. 西安: 中国土木工程学会, 2005.
- [8] 吴玖荣, 潘旭光, 傅继阳, 等. 利通广场台风特性与风致振动分析 [J]. *振动与冲击*, 2014, 33(1): 17-23.
WU Jiurong, PAN Xuguang, FU Jiyang, et al. Wind field characteristic and wind-induced vibration analysis of Litong plaza under typhoon effect [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2014, 33(1): 17-23.
- [9] 李小康, 谢壮宁, 王湛. 深圳京基金融中心横风向气动阻尼试验研究 [J]. *建筑结构学报*, 2013, 34(12): 142-148.
LI Xiaokang, XIE Zhuangning, WANG Zhan. Experimental study on across-wind aerodynamic damping of the Shenzhen Kingkey Finance Tower [J]. *Journal of Building Structure* 2013, 34(12): 142-148.
- [10] 黄铭枫, 吴承卉, 徐卿, 等. 基于实测数据的某高层建筑结构动力参数和气动阻尼识别 [J]. *振动与冲击*, 2017, 36(10): 31-37.
HUANG Mingfeng, WU Chenghui, XU Qing, et al. Structural dynamic and aerodynamic parameters identification for a tall building with full-scale measurements [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(10): 31-37.
- [11] CHENG C M, LU P C, TSAI M S. Acrosswind aerodynamic damping of isolated square-shaped buildings [J]. *Journal of Wind Engineering & Industrial Aerodynamics*, 2002, 90(12): 1743-1756.
- [12] 克莱斯 迪尔比耶, 斯文 奥勒 汉森. 结构风荷载作用 [M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2006.

~~~~~

(上接第 91 页)

- [11] 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 singular value entropy [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2006, 25(2): 24-26.
- [12] 张超, 陈建军, 杨立东, 等. 奇异值熵和支持向量机的齿轮故障诊断 [J]. *振动、测试与诊断*, 2011, 31(5): 600-604.  
ZHANG Chao, CHEN Jianjun, YANG Lidong, et al. Gear fault diagnosis based on singular value entropy and support vector machines [J]. *Journal of Vibration Measurement & Diagnosis*, 2011, 31(5): 600-604.
- [13] 王奉涛, 陈守海, 闫达文, 等. 基于流形-奇异值熵的滚动轴承故障特征提取 [J]. *振动、测试与诊断*, 2016, 36(2): 288-294.  
WANG Fengtao, CHEN Shouhai, YAN Dawen, et al. Fault feature extraction of rolling bearings based on manifold singular value entropy [J]. *Journal of Vibration Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(2): 288-294.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] HOU Z. Adaptive singular value decomposition in wavelet domain for image deoising [J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(8): 1747-1763.