

基于随机共振的振动故障特征提取及可分性分析

任立通¹, 张建新², 谢寿生¹, 王磊¹, 苗卓广¹, 胡金海¹

(1. 空军工程大学航空航天工程学院, 陕西西安, 710038;
2. 中国人民解放军驻786厂军事代表室, 陕西西安, 710043)

摘要 为提高故障特征提取的准确性, 将随机共振算法用于振动信号的预处理, 在此基础上进行故障特征的提取。首先介绍了随机共振的降噪原理, 并对适用于大参数信号的变尺度随机共振进行了分析, 提出一种快速的频率压缩比 R 的寻优方法; 为了验证本文提出的特征提取方法, 分别提取了基于时域、频域和时频域的振动故障特征集; 最后, 应用类内类间离散度指标对故障集的分类性能进行了分析。分析结果表明, 由随机共振输出信号提取得到的特征集的分类指标要明显优于原始信号提取的特征集, 特征提取的准确性得到显著提高。

关键词 故障特征提取; 随机共振; 预处理; 可分性分析

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2013.04.003

中图分类号 V263.6 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2013)04-009-05

Vibration Fault Feature Extraction Based on Stochastic Resonance and Its Separability Research

REN Li-tong¹, ZHANG Jian-xin², XIE Shou-sheng¹, WANG Lei¹, MIAO Zhuo-guang¹, HU Jin-hai¹
(1. Aeronautics and Astronautics Engineering college, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2. Military Representative Office Stationed in Factory 786, Xi'an, 710043)

Abstract: In order to improve the accuracy of fault feature extraction, the stochastic resonance (SR) method is proposed in the pretreatment of vibration signals, then the fault feature is extracted based on the method. First, the de-noising principle of SR is presented, and the mutable scale SR, which is suitable for large parameter signal, is analyzed. Then a fast optimization method of frequency compression ratio R is put forward. The vibration fault feature sets based on time domain, frequency domain, time-frequency domain are extracted respectively to test the proposed feature extraction method. Finally, the discrete degree index based on between-class and within-class is applied to analyze the classification performance of feature set. The analysis result shows that the classification indexes of the feature sets extracted from SR output signal are obviously superior to those from the original signal, the feature extraction accuracy is improved notably.

Key words: feature extraction; stochastic resonance; pretreatment; separability research

在转子发生结构故障时, 利用振动信号进行诊断是一种有效的手段^[1]。但受到环境和工作状态等

收稿日期: 2012-09-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51105374)

作者简介: 任立通(1987—), 男, 山东德州人, 博士生, 主要从事飞机推进系统故障诊断方面的研究。

E-mail: ren_tt521@163.com

因素的影响,转子往往承受较为复杂的载荷,各旋转部件产生的振动也存在较为严重的耦合现象,另外由于传感器自身工作条件的限制,获取的振动信号往往存在一定的噪声。在某些条件下,例如故障早期,过强的噪声往往会影响到特征的提取和故障甄别。因此对振动信号进行有效的预处理,提高信噪比,增强信号的故障特征是转子振动故障诊断领域研究的热点^[2-4]。随机共振^[5]方法可以利用噪声来增强信号中包含的周期信号,达到提高信噪比和增强周期信号的双重作用,在信号处理领域具有广阔的应用前景。

本文提出将随机共振方法应用于振动信号的预处理,抑制噪声对特征提取结果的影响。为了验证降噪效果,分别提取了随机共振输出信号的时域、频域以及时频域特征集,对3类特征集的分类性能进行了分析。

1 基于随机共振的信号预处理

1.1 随机共振基本原理

经典随机共振理论的实现需要3个基本要素^[5]:具有双稳态的非线性系统,较强的噪声极易对较弱的周期输入信号。常用的双稳系统为:

$$U(x) = \frac{1}{2}ax^2 - \frac{1}{4}bx^4 \quad (1)$$

式中:结构参数 a, b 满足 $a > 0, b > 0$ 。考虑带噪声的输入信号:

$$S_n(t) = A\sin(2\pi f_0 t) + \sqrt{2D}\xi(t) \quad (2)$$

式中: f_0 为周期信号的频率; D 为噪声强度; $\xi(t)$ 为满足高斯分布的白噪声。

在 $S_n(t)$ 作用下,系统模型可由 Langevin 方程表示:

$$\dot{x} = -\dot{U}(x) + S_n(t) = ax - bx^3 + A\sin(2\pi f_0 t) + \sqrt{2D}\xi(t) \quad (3)$$

以图1所示的双稳系统势函数 $U(x)$ 曲线来说明该理论:函数存在2个稳态点 $x_{1,2} = \pm\sqrt{a/b}$ 以及一个临界稳定点 $x_3 = 0$, 2个稳态点定义为势阱^[6], 临界稳定点为势垒, 两点间的 y 坐标之间的距离称为势垒高度 $\Delta U = a^2/4b$ 。式(3)描述了质点在双稳系统中发生的过阻尼布朗运动。当系统外加周期为 f_0 的输入信号时,如果信号幅值 A 大于临界值 $A_c = \sqrt{4a^3/27b}$, 双稳系统的稳态值就会在信号驱使下发生倾斜,即两个稳态点的绝对值将不再相等,可以理解为式(3)的稳态值 x 在 x_1 和 x_2 之间交替变化,在时域上就会表现出周期信号的特性, x 值的变化

频率为信号频率 f_0 。当周期信号中混有噪声时,噪声的随机性会激励 x 值的变化行为,从而使输出信号表现为更强的周期性。换句话说,随机共振的基本原理就是双稳系统,周期信号以及噪声之间产生了协同作用,达到抑制噪声、提高信噪比的目的。

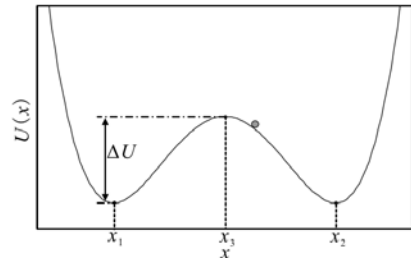


图1 质点在双稳系统中运动示意图

Fig. 1 The particle motion diagram in bistable system

由上文可以看出,将振动信号输入随机共振系统,理论上应该可以有效地提高输出信号信噪比,而且由文献^[6]也可知,随机共振对淹没在强噪声中的微弱信号增强效果更为明显,对早期故障的处理能力要优于传统的滤波方法,因此该方法理论上可以用于信号降噪处理。

1.2 大参数条件下的随机共振

受绝热近似理论的限制,经典随机共振理论只适用于信号频率 $f \ll 1$ 的情况,从而制约了随机共振的应用范围。实际情况下的振动信号,其激振源的工作频率多为几十 Hz 甚至几百 Hz,因此随机共振理论无法直接应用于实际的转子振动信号处理。

为了扩展随机共振理论的应用范围,研究者提出了各种大参数信号下的随机共振理论,其中,变尺度随机共振^[7]由于原理简单而被广泛采用,其关键是确定合适的频率压缩比 R ,将原始信号每一频率成分按照 R 进行重新归一化,表现在频域上就是信号频率较原信号降低 R 倍,但该方法并没有改变原有数据的任何性质,数据间的关系也没有改变,从而在确保系统稳定的前提下,尽可能使输出信号在特征频率处产生较大的谱值。

1.3 频率压缩比 R 的寻优方法

在实际应用过程中,由于信号激振源不同,频率压缩比 R 取值也不相同,因此 R 的取值需要根据信号特点进行实时寻优。但本文旨在将随机共振方法作为信号预处理手段,提高信号信噪比,故障诊断则是通过后续的分类方法进行。因此为提高信号预处理效率,这里采用一种快速的 R 值寻优方法,其基本步骤为:

STEP 1: R 值初始化。根据输入信号 $S_n(t)$ 频率 f_0 , 确定 R 值初始值 R_0 , 使得 $f_1 = f_0/R_0 < 1$, 记标识值 $i=1$ 。

STEP 2: 计算输入信噪比 SNR_{in} , 信噪比计算公式为:

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{S(f_0)}{N(f_0)} = 10 \lg \frac{|Y(f_0)|^2}{N(f_0)} \quad (4)$$

式中: $S(f_0)$ 为系统在输入信号频率 f_0 处的输出功率谱 $Y(f_0)$ 的幅值; 背景噪声谱 $N(f_0)$ 为 $Y(f_0)$ 在频率 f_0 处左右一段频段内的平均值。

STEP 3: 将信号 $S_n(t)$ 输入双稳系统, 计算得到随机共振输出信号 $S_r(t)$ 。根据式(4)计算输出信号信噪比 SNR_{out} 。定义信噪比变化的幅值比参数 P_{SNR} , 记为 $P_{\text{SNR}} = \frac{|\text{SNR}_{\text{out}} - \text{SNR}_{\text{in}}|}{|\text{SNR}_{\text{out}}|}$, P_{SNR} 为一个归一化的参数, 它反映了信噪比增加值相对于系统输入信噪比的增益水平。

STEP 4: 判断 P_{SNR} 是否达到临界值 P_C 。如果 $P_{\text{SNR}} \geq P_C$, 保存当前 R 值和当前的输出信号 $S_r(t)$, 用于提取故障特征集; 如果 $P_{\text{SNR}} < P_C$, 则认为未达到理想的随机共振条件, 令 $R_{i+1} = 10R_i$, 则 $f_{i+1} = f_i/10$, 记 $i = i+1$, 返回 **STEP 3** 重新进行计算。

2 基于3类分析域的故障特征集

2.1 时域特征集

本文选取5个无量纲的时域特征参数作为时域特征集, 分别为波形指标 S , 峰值指标 C , 脉冲指标 I , 裕度指标 L 和峭度指标 K , 各特征值的具体定义见文献[8]。之所以选用无量纲参数, 是为了避免特征集对信号幅值和频率的变化敏感, 从而影响到对转子工作状态的判断。

2.2 频域特征集

频域分析首先将随机共振输出信号 $S_r(t)$ 做 FFT 变换, 再求得转子在不同频带内的能量分布函数。通常情况下, 转子的振动故障在低倍频和分频下的表现比较明显, 在高频段的能量分布已经很小, 因此本文选取5个频带, 分别为 $[0, 0.8f_z]$ 、 $(0.8f_z, 1.5f_z]$ 、 $(1.5f_z, 2.5f_z]$ 、 $(2.5f_z, 3.5f_z]$ 以及 $(3.5f_z, 10f_z]$, 将振动信号在上述频率带内的能量分布函数值作为频域特征集。每个频带能量的计算公式为:

$$F_i = F'_i / F \quad (6)$$

式中: $F'_i = \int_{f_{i1}}^{f_{i2}} S(f) df$ 为各频带内的能量值; $F = \int_0^{10f_z} S(f) df$ 为所选频段内的总能量; f_{i1} 、 f_{i2} 分别为每一频带的频率边界; $S(f)$ 为谱峰值。

2.3 时频域特征集

时频域特征集采用振动信号的 EMD 能量熵^[9],

首先对信号 $x(t)$ 做 EMD 分解, 获得若干个 IMF 分量, 即:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (7)$$

式中: $c_i(t)$ 即为各个 IMF 分量, 它包含了信号在各个频段范围内的成分; $r_n(t)$ 为趋势项。计算每个 IMF 分量的能量熵:

$$H_i = E_i / E \quad (8)$$

式中: $E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |c_i(t)|^2 dt$, $i = 1, 2, \dots, n$ 为第 i 个

IMF 分量的能量熵; $E = \left(\sum_{i=1}^n |E_i|^2 \right)^{1/2}$, 本文取 H_1 到 H_5 作为时频域特征集。

3 基于随机共振预处理的故障特征提取方法

提出的变尺度随机共振方法可以有效利用信号中混有的噪声, 与周期信号产生协同作用, 提高输出信号的信噪比, 增强周期信号特征。将该方法与各种故障特征提取方法相结合, 有望取得更好的特征提取效果。综上, 本文提出一种基于随机共振预处理的转子振动故障特征提取方法:

STEP 1: 系统初始化。根据信号特点, 确定初始频率压缩比 R , 初始化随机共振系统参数。

STEP 2: 随机共振预处理。将振动信号输入随机共振系统, 应用 1.3 节提出的方法寻优确定最终 R 值, 得到信噪比升高的输出信号 $S_r(t)$ 。

STEP 3: 故障特征提取。

1) 时域特征提取。根据文献[8]定义, 计算时域特征集 S 、 C 、 I 、 L 、 K 。

2) 频域特征提取。对 $S_r(t)$ 做 FFT 变换, 根据式(6)计算得到频域特征集 F_1 、 F_2 、 F_3 、 F_4 、 F_5 。

3) 时频域特征集提取。对随机共振输出信号做 EMD 分解, 取前 5 层 IMF 分量, 根据式(8)计算得到时频域特征集 H_1 、 H_2 、 H_3 、 H_4 、 H_5 。

4 工程实例分析

4.1 问题描述

由以上分析可知, 经过随机共振处理后的信号 $S_r(t)$ 可以保证信噪比升高, 但是 $S_r(t)$ 已经成为求解 Langevin 方程^[6]得到的数字信号。 $S_r(t)$ 保留并增强了 $S_n(t)$ 的频率特性, 但其是否具有对不同故障状态的分辨能力还不得而知。因此, 有必要分析 $S_r(t)$ 所提取的 3 类特征集对故障的可分性, 判断其

故障识别能力与原始信号相比是否得到加强。

4.2 故障特征集可分性分析

本文选取了发动机转子试验台模拟的正常、不对中、碰摩以及支承松动等 4 种状态各 20 组数据用于验证。传感器选用压电式加速度传感器,信号采样频率为 2 000 Hz,试验台电机转速定为 1 500 r/min,转子工频 f ,采样时间 $T_s=10$ s,应用第 3 节方法提取随机共振预处理后的 3 类特征集,再提取原始振动信号的 3 类特征集,选取基于类内和类间距离的可分性判据^[10]作为评价指标,比较 2 类特征集对故障的分类能力,

对于一组待分类的样本,理想的数据应该是类内离散度最小而类间离散度最大,可以应用可分性判据 $J(v)$ 来比较特征的可分性:

$$J(v) = \frac{v^T S_b v}{v^T S_w v} \quad (9)$$

式中: S_b 为样本的类内离散度矩阵, S_w 为类间离散度矩阵,具体定义见文献^[10], $v \in R^m$, 为任一非零列向量。

限于篇幅,各故障集具体数值不在文中列出。经过计算得到可分性判据 $J(v)$ 值见表 1,其中 D_0 , D_{SR} 分别原始数据和随机共振输出数据中提取的特征集。 $J_T(v)$ 、 $J_F(v)$ 、 $J_H(v)$ 分别为两组特征集中时域、频域和时频域特征对应的判据值。

表 1 特征集的可分性指标值

Tab. 1 Separability index of feature set

特征集	$J_T(v)$	$J_F(v)$	$J_H(v)$
D_0	33.417 7	0.146 1	0.465 0
D_{SR}	120.212 3	0.549 1	2.057 2

由表 1 可以看出,经过随机共振处理后,所提取的 3 类特征集的可分性指标均明显增大,可分性指标值分别提高了 3.59 倍、3.76 倍和 4.42 倍。

将计算得到的样本特征集投影到 2 维平面,对比随机共振处理前后数据的投影结果,见图 2~图 4。图 2(a)中 4 类故障状态只有不对中和碰摩之间存在重叠,而图 2(b)中 4 类故障基本上无重叠,可分性良好;图 3 中故障重叠较为严重,已无法直接进行分离;图 4(a)中故障重叠情况也比较严重,经过随机共振处理后,图 4(b)中所示特征集已具有一定的可分性,正常和不对中状态基本上可以分离出来,只有碰摩和支承松动故障存在重叠。综上,随机共振输出信号提取的 3 类特征集的可分性均要由于原始振动信号提取的特征集,其中时域特征集的可分性要优于频域和时频域特征集。

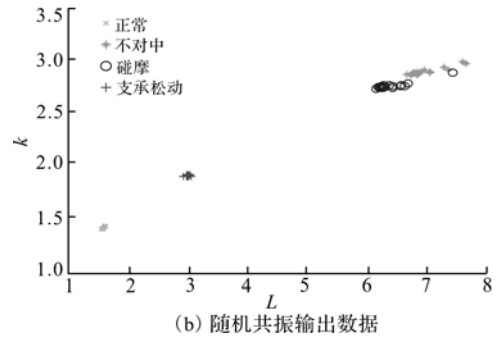
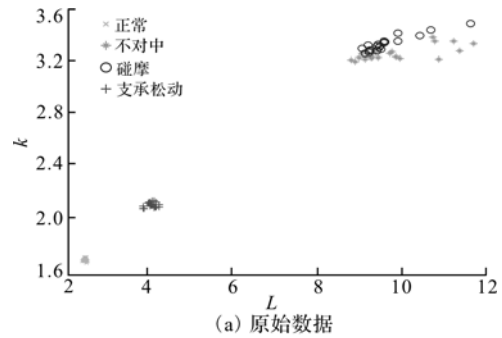


图 2 时域特征集投影结果

Fig. 2 Projection result of time domain feature set

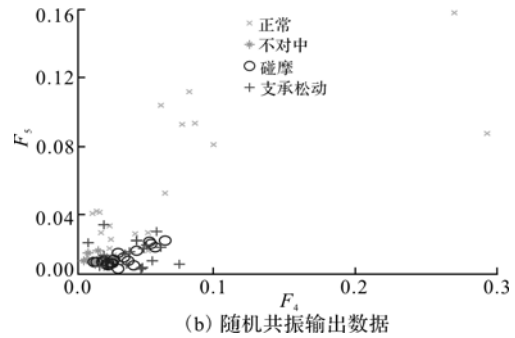
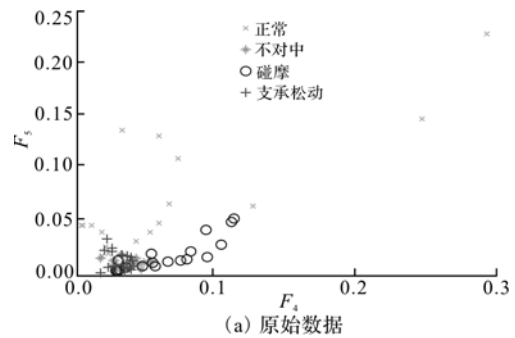
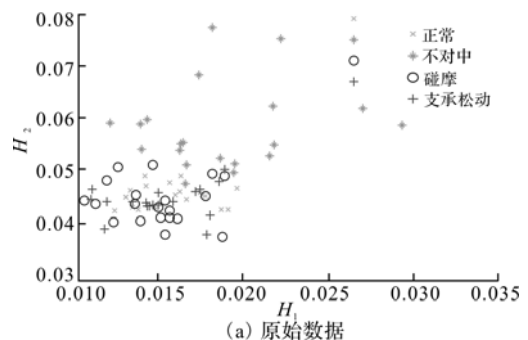


图 3 频域特征集投影结果

Fig. 3 Projection result of frequency domain feature set



(a) 原始数据

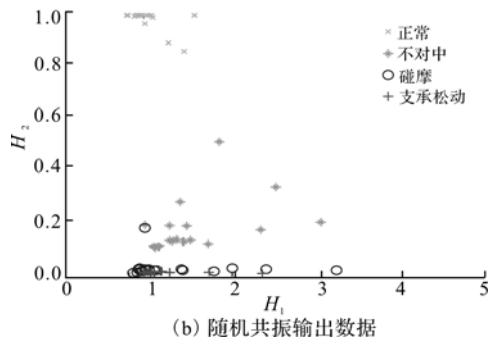


图4 时频域特征集投影结果

Fig. 4 Projection result of time-frequency domain feature set

5 结语

本文研究了基于随机共振预处理的振动故障特征提取方法,将随机共振用于转子振动信号的预处理,并分别提取了信号的时域、频域和时频域特征集,通过特征集的可分性分析可以看出,随机共振输出信号虽然已不是原来的实测信号,所提取的3类特征集的可分性较原始特征集均得到明显提升,说明将随机共振作为振动信号的预处理方法是行之有效的。

参考文献(References):

- [1] 倪世宏,史忠科,沙孟春.一种基于支持向量回归的发动机振动监控方法[J].空军工程大学学报:自然科学版,2006,7(5):1-3.
NI Shihong, SHI Zhongke, SHA Mengchun. A monitoring method of aeroengine vibration based on the SVR[J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2006,7(5):1-3. (in Chinese)
- [2] To Albert C, Moore Jeffrey R, Glaser Steven D. Wavelet denoising techniques with applications to experimental geophysical data[J]. Signal processing, 2009, 89(2):144-160.
- [3] Sun J, Zhang J, Small M. Extension of the local subspace method to enhancement of speech with colored noise[J]. Signal processing, 2008,88:1881-1888.
- [4] Boudraa A O, Cexus J C, Saidi Z. EMD-based signal noise reduction[J]. International journal of signal processing, 2004, 1(1): 33-37.
- [5] Niaoqing HU, Min CHEN, Guojun QIN, et al. Extended stochastic resonance (SR) and its applications in weak mechanical signal processing[J]. Front mech eng China,2009, 4(4): 450-461.
- [6] 杨定新.微弱特征信号检测的随机共振方法与应用研究[D].长沙:国防科技大学,2004.
YANG Dingxin. On methodology and application of

weak characteristic signal detection based on stochastic resonance[D]. Changsha: National university of defense technology, 2004. (in Chinese)

- [7] 冷永刚.大信号变尺度随机共振的机理分析及其工程应用研究[D].天津:天津大学,2004.
LENG Yonggang. Mechanism analysis of the large signal scale-transformation stochastic resonance and its engineering application study[D]. Tianjin: Tianjin university, 2004. (in Chinese)
- [8] 韩清凯,于晓光.基于振动分析的现代机械故障诊断原理及应用[M].北京:科学出版社,2010.
HAN Qingkai, YU Xiaoguang. Modern mechanical fault diagnosis theory and application based on vibration analysis[M]. Beijing: Science press, 2010. (in Chinese)
- [9] 杨清明,田英.基于EMD和球结构SVM的滚动轴承故障诊断[J].振动、测试与诊断,2009,29(2):155-158.
YANG Jieming, TIAN Ying. Roller bearing fault diagnosis by using empirical mode decomposition and sphere-structured support vector machine[J]. Journal of vibration, measurement & diagnosis, 2009,29(2): 155-158. (in Chinese)
- [10] 张学工.模式识别[M].3版.北京:清华大学出版社,2010.
ZHANG Xuegong. Pattern recognition[M]. 3rd ed. Beijing: Tsinghua university press, 2010. (in Chinese)

本刊相关链接文献:

- [1]张广军,徐健学,王相波,等. FitzHugh-Nagumo 神经元模型非阈下响应的随机共振[J].空军工程大学学报:自然科学版,2006,7(4):79-81.
- [2]李永华,赵大炜,瞿方,等.基于模极大值矩阵奇异值分解的信号特征提取与分类识别[J].空军工程大学学报:自然科学版,2005,6(1):66-68.
- [3]柳革命,孙超,陈建莉.基于局域判别基空间能量的特征提取[J].空军工程大学学报:自然科学版,2008,9(1):33-36.
- [4]倪世宏,史忠科,沙孟春.一种基于支持向量回归的发动机振动监控方法[J].空军工程大学学报:自然科学版,2006,7(5):1-3.
- [5]王锐,徐祎.统计学习理论算法在跳频信号分选中的应用[J].空军工程大学学报:自然科学版,2010,11(2):67-72.
- [6]张国军,闫云聚,李鹏博.用统计能量法分析飞行器声振响应影响因素[J].空军工程大学学报:自然科学版,2013,14(2):23-27.

(编辑:徐敏)