

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.01.023

旋转机械传动系统运行稳定性劣化 表征参数提取方法研究*

蒋章雷 徐小力

(北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192)

摘要:旋转机械是生产中应用最广泛的机械设备,其传动系统是旋转机械的重要组成部分,它的安全稳定运行对经济和社会具有重要影响。以转子实验台典型故障为研究对象,提出旋转机械传动系统运行稳定性劣化表征参数的提取方法。采用高阶累积量理论,从不同故障状态之间迁移的角度对传动系统稳定运行状态劣化为非稳定运行状态的劣化演化过程进行描述,提出“劣化演化矩阵”的概念。在此基础上,定义稳定性劣化均值、稳定性劣化方差等状态劣化趋势的表征参数,并进行了基于该方法的实验验证,结果表明,该方法可以描述系统运行状态的整体趋势,可以作为旋转机械传动系统运行稳定性的表征参数。

关键词:传动系统;高阶累积量;劣化趋势;特征提取

中图分类号: TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Feature parameter extraction method faced to running stability deterioration of rotating machinery transmission system

Jiang Zhanglei Xu Xiaoli

(Key Laboratory of Modern Measurement & Control Technology, Ministry of Education,
Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: Rotating machinery is the most widely used mechanical equipment in production, and its transmission system is an important part of the rotating machinery. Whether the rotating machinery transmission system running in safe and stable state has an important impact on the economy and society, so, researched on running stability deterioration of rotating machinery is significant. Rotor test rig has typical transmission structure of rotating machinery, and feature parameter extraction method faced to running stability deterioration of its transmission system has been proposed. This paper describes the evolutionary trajectory of stable running state deteriorated to the unstable running state, and deterioration evolutionary matrix has been proposed based on higher-order cumulant method. A feature parameter extraction has been used to depict evolutionary track faced to running stability deterioration of rotating machinery based on characterization parameters of the state deterioration trend such as mean value of stability deterioration and variance of stability deterioration. The vibration data of the actual operating state of rotor test rig are collected, and experimental verification is carried out based on the method. The results show that this method can describe the overall trend of the operation states face to the transmission system of the rotating machinery.

Keywords: transmission system; higher-order cumulant; deterioration trend; feature extraction

1 引言

诸如风力发电机组这样的旋转机械传动系统的运行

都处于非平稳、非线性状态,其大部分故障涉及运行环境、运行状态和服役能力等诸多因素,针对风力发电机组的研究是目前研究的热点^[1-2]。在设备变工况非平稳运行中,故障信息往往被复杂系统时变非线性运行特征、工

况变化、环境干扰等非故障信息所淹没^[3],传统分析方法难以进行有效的故障诊断、趋势预测^[4-7]。旋转机械传动系统由稳定运行状态劣化为非稳定状态有一个发展变化的过程,大部分劣化发展趋势依存于时间历程,因此利用实测数据研究设备运行稳定性劣化演化过程,探索提取设备运行稳定性劣化表征参数的方法,揭示劣化发展的趋势,有利于实施预知维护,避免恶性事故发生,对于保证设备安全稳定运行具有重要意义。

2 运行稳定性劣化程度表征参数的建立

2.1 高阶累积量的基本理论

高阶累积量是指阶数大于 2 阶的累积量,包括高阶累积量、高阶累积量谱等^[8],利用高阶累积量提取信号特征具有重要的研究价值^[9-10]。

1) 高阶累积量的定义

令 $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_k]^T$ 是一随机向量,且 $\boldsymbol{\omega} = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k)$,则随机向量的第一特征函数为 $\Phi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k) = E\{e^{j(\omega_1 x_1 + \dots + \omega_k x_k)}\}$,对其求 $r = v_1 + \dots + v_k$ 次偏导数,则:

$$\frac{\partial^r \Phi(\omega_1, \dots, \omega_k)}{\partial \omega_1^{v_1} \dots \partial \omega_k^{v_k}} = j^r E\{x_1^{v_1} \dots x_k^{v_k} e^{j(\omega_1 x_1 + \dots + \omega_k x_k)}\} \quad (1)$$

若令 $\omega_1 = \dots = \omega_k = 0$,由式(1)得到随即向量 $[x_1, \dots, x_k]$ 的 r 阶矩的定义:

$$m_{v_1 \dots v_k} = E\{x_1^{v_1} \dots x_k^{v_k}\} = (-j)^r \frac{\partial^r \Phi(\omega_1, \dots, \omega_k)}{\partial \omega_1^{v_1} \dots \partial \omega_k^{v_k}} \Big|_{\omega_1 = \dots = \omega_k = 0} \quad (2)$$

第二特征函数定义如下:

$$\Psi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k) = \ln \Phi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k) \quad (3)$$

则随机向量的 r 阶累积量定义为:

$$c_{v_1, \dots, v_k} = (-j)^r \frac{\partial^r \Psi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k)}{\partial \omega_1^{v_1} \dots \partial \omega_k^{v_k}} \Big|_{\omega_1 = \dots = \omega_k = 0} = (-j)^r \frac{\partial^r \ln \Phi(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k)}{\partial \omega_1^{v_1} \dots \partial \omega_k^{v_k}} \Big|_{\omega_1 = \dots = \omega_k = 0} \quad (4)$$

其中, $v_1 + \dots + v_k = r$,取 $v_1 = v_2 = \dots = v_k = 1$,得到 k 阶矩和 k 阶累积量,记作 $m_k = m_{1, \dots, 1} = mom(x_1, \dots, x_k)$, $c_k = c_{1, \dots, 1} = cum(x_1, \dots, x_k)$ 。

设数列 $\{x(n)\}$ 为零均值 k 阶平稳随机过程,则其 k 阶累积量定义为:

$$c_{kx}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1}) = cum\{x(n), x(n + \tau_1), \dots, x(n + \tau_{k-1})\} \quad (5)$$

2) 高阶累积量谱的定义

工程上通常用高阶累积量谱作为分析非高斯随机过程的主要数学工具^[8,11]。

若式(5)中高阶累积量 $c_{kx}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1})$ 是绝对可和

的,即:

$$\sum_{\tau_1 = -\infty}^{\infty} \dots \sum_{\tau_{k-1} = -\infty}^{\infty} |c_{kx}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1})| < \infty \quad (6)$$

则 k 阶累积量谱定义为 k 阶累积量的 $k - 1$ 维傅里叶变换,即:

$$S_{kx}(\omega_1, \dots, \omega_{k-1}) = \sum_{\tau_1 = -\infty}^{\infty} \dots \sum_{\tau_{k-1} = -\infty}^{\infty} c_{kx}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1}) e^{(-j \sum_{i=1}^{k-1} \omega_i \tau_i)} \quad (7)$$

根据式(5),3 阶累积量定义为:

$$c_{3x}(\tau_1, \tau_2) = cum\{x(n), x(n + \tau_1), x(n + \tau_2)\} \quad (8)$$

根据式(7),3 阶累积量谱定义为:

$$B_x(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1 = -\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2 = -\infty}^{\infty} c_{3x}(\tau_1, \tau_2) e^{-j(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2)} \quad (9)$$

高阶累积量谱常简称作高阶谱或多谱,最常用的高阶谱是 3 阶谱和 4 阶谱,称 3 阶谱为双谱,称 4 阶谱为 3 谱。

3) 双谱的计算过程

双谱可以消除高斯噪声,包含着信号的非对称、非线性等丰富信息,可以用来描述非线性相位耦合^[12]。以下给出双谱的计算过程。

(1) 设 $x(n) = \{x_1, \dots, x_N\}$,共有 N 个数据,将其分为 K 段,每段 M 个数据,每段数据作为一个记录。

(2) 对每一个记录进行去均值操作。

(3) 设定 $\{x^i(l), l = 0, 1, \dots, M - 1\}$ 是第 $i(i = 1, \dots, K)$ 个记录,对第 i 个记录求其 3 阶累积量如下:

$$c^i(l, k) = \frac{1}{M} \sum_{t=M_1}^{t=M_2} x^i(t) x^i(t + l) x^i(t + k) \quad (10)$$

式中: $M_1 = \max(0, -l, -k)$, $M_2 = \min(M - 1, M - 1 - l, M - 1 - k)$ 。

(4) 取所有 3 阶累积量的平均作为整个观测值的 3 阶累积量估计,得:

$$\hat{C}(l, k) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K c^i(l, k) \quad (12)$$

(5) 对 $\hat{C}(l, k)$ 做傅里叶变换,得到 $x(n)$ 的双谱估计值,即:

$$B(\omega_1, \omega_2) = \sum_{l=-L}^L \sum_{k=-L}^L \hat{C}(l, k) \omega(l, k) \times \exp\{-j(\omega_1 l + \omega_2 k)\} \quad (13)$$

式中: $L < M - 1$,而 $\omega(l, k)$ 是二维窗函数。

2.2 转子实验台实验

1) 实验设备

通过转子实验台获取传动系统劣化故障相关振动信息。

实验数据采集现场如图 1 所示。转子实验台具有典型的传动结构,能够模拟旋转机械运行状态,还可以进一步开展基于实验台故障注入的旋转机械运行状态劣化发展趋势研究。可以进行的故障模拟包括转子不平衡、不

对中、基座松动、油膜涡动和油膜振荡的不稳定状态。该转子实验台为双跨结构,双跨转子长度分别为 100、50 mm;转子直径为 10 mm;变速器变速比为 1.8;旋转圆盘直径为 75 mm,厚度为 25 mm,质量为 615 g;配重螺钉质量为 5 g。



图 1 转子实验台数据采集

Fig. 1 Rotor experiment data acquisition

转子转速设定为 1 700 r/min;数据采集系统选用丹麦 B&K 公司的 PULSE 系统,采集仪型号为 3050-B-060,为六通道采集仪;传感器型号为 INV9832A,为三向加速度振动传感器,安装在靠近旋转圆盘的轴承座的支撑架上;采样频率为 10 240 Hz,每组振动数据包含 2 048 个采样点。

2) 实验方案

转子不平衡是旋转机械中较常见的一种故障状态^[13],以下设置转子实验台转子多个不平衡运行状态,进行模拟实验。转子上固定有旋转圆盘,圆盘沿圆周均布着 16 个圆孔,通过在圆孔中拧入不同数量的配重螺钉实现转子不平衡运行状态下不同劣化程度的模拟:将 2 个、4 个、6 个配重螺钉拧入旋转圆盘,设定此时转子运行状态为轻度、中度、重度不平衡。给出每种状态下各自旋入配重螺钉的总质量与旋转圆盘质量的百分比,以此作为不平衡劣化程度的度量标准,如表 1。通过实验得到转子正常运行、不平衡劣化类型下不同劣化程度的振动数据。

表 1 不平衡度列表

Table 1 kind of unbalance

状态	螺钉质量/g	百分比/%
正常状态/状态 1	0	0
轻度不平衡/状态 2	10	1.626
中度不平衡/状态 3	20	3.252
中度不平衡/状态 4	30	4.878

2.3 基于双谱的劣化演化矩阵的建立

以转子实验台正常运行状态、转子不平衡运行状态为例对“劣化演化矩阵”的建立进行说明。首先求取转

子正常运行状态、转子轻度不平衡劣化状态下的双谱值^[14-16],最后将双谱值绘制成双谱等高线图和双谱三维图,如图 2、3 所示。

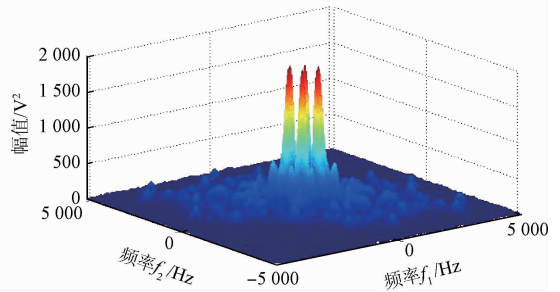
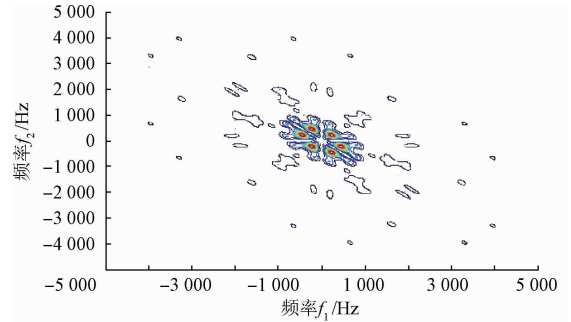


图 2 转子正常运行状态的双谱等高线图和双谱三维图
Fig. 2 The bi-spectrum contour map and three-dimensional map of state 1

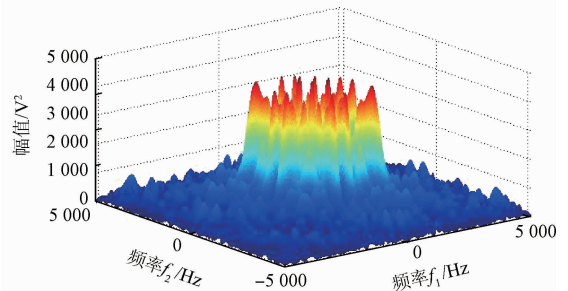
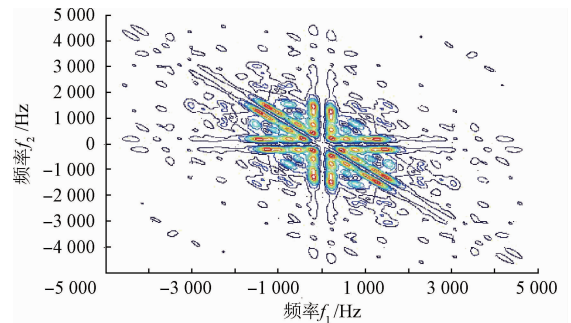


图 3 转子轻度不平衡状态的双谱等高线图和双谱三维图
Fig. 3 The bi-spectrum contour map and three-dimensional map of state 2

由图 2、3 可知,转子正常运行状态下,双谱图中峰值数量较少且集中,频率成份单一;峰值位于低频处,能量

集中在 224、448 Hz 附近。转子系统出现轻度不平衡劣化后,双谱图中在低频、高频区分布着许多峰值;且峰值数值比正常运行状态时增大。峰值由低频区向整个频率平面的扩散表明不平衡引起的冲击频率及其各阶倍频通过非线性耦合产生了新的频率成份,而且新的频率成份在谱中所占能量的比重比较大。

考虑到图 1 与 2 中的双谱等高线图对应于转子系统由正常运行状态(记为状态 0)劣化到轻度不平衡状态(记为状态 1)的起始状态与结束状态,因此建立状态变化量来描述这个状态劣化过程。提取状态 0 的双谱值矩阵,记为 F_0 ;提取状态 1 的双谱值矩阵,记为 F_1 ,用双谱矩阵代表转子各个运行状态下的特征量。转子系统从状态 0 劣化到状态 1 过程中各个频率点双谱值的变化量可“ $F_1 - F_0$ ”来表示。将描述各个频率点双谱值增减幅度的矩阵定义为劣化演化矩阵:

$$F_{mn} = \left(\frac{F_n - F_m}{F_m} \right)^* \quad (14)$$

式中: F_n 、 F_m 分别表示状态 n 、 m 对应的双谱值矩阵,“*”表示分子位置处矩阵与分母位置处矩阵的相除操作作为两个矩阵各个对应元素之间的相除。

2.4 运行稳定性劣化程度表征参数的提取

在建立劣化演化矩阵的基础上,进一步确定能够表征系统状态劣化的参数,以便对传动系统运行稳定性劣化状态进行描述。

由式(14)可知, F_{01} 为转子系统运行状态由状态 0 劣化到状态 1 的劣化演化矩阵,在此基础上计算劣化演化矩阵的特征值。特征值即代表矩阵对特征向量的伸缩比例,特征向量是由若干频率点的双谱值变化量对应的数值组成的向量。分析劣化演化矩阵可知:若特征值大于 0,所有属于此特征值的特征向量增大,即相应频率成份的双谱数值增大;若特征值等于 0,所有属于此特征值的特征向量不变,即相应频率成份的双谱数值不变;若特征值小于 0,所有属于此特征值的特征向量减小,即相应频率成份的双谱值减小^[17]。

将得到的劣化演化矩阵的特征值用图形显示出来,如图 4 所示。

由图 4 可知,特征值数值接近为 0 的特征值数量占绝大多数,表明分析频率范围内大部分频率成份的双谱值没有显著变化;特征值数值大于 0 的特征值数量多于小于 0 的特征值且分布更为分散,表明分析频率内频率对应的总能量增加且某些频段的双谱值波动幅度很大。

观察劣化演化矩阵的特征值分布图可知,特征值呈现近似正态分布,提取正态分布的均值与方差作为劣化表征参数,用来度量运行稳定性的劣化程度。

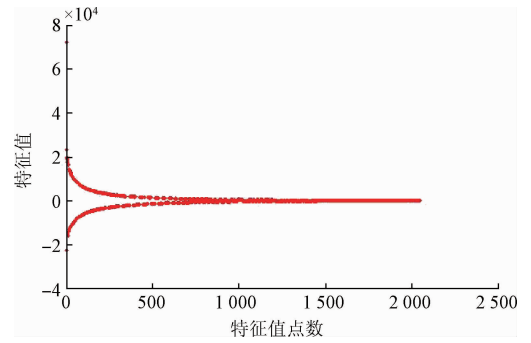


图 4 转子不平衡劣化演化矩阵 F_{01} 的特征值分布

Fig. 4 Eigenvalue distribution of matrix F_{01}

3 运行稳定性劣化程度表征参数的有效性验证

为了验证劣化表征参数是否能够代表状态劣化的发生、发展过程需要验证劣化表征参数的有效性。记转子中度不平衡状态为状态 2、转子重度不平衡状态为状态 3,求取两个状态下的双谱矩阵,记为 F_2 与 F_3 。 F_{02} 、 F_{03} 分别为转子系统从状态 0 劣化到状态 2、从状态 0 劣化到状态 3 的劣化演化矩阵。提取劣化演化矩阵 F_{02} 、 F_{03} 的特征值,并用图形显示,如图 5 所示。

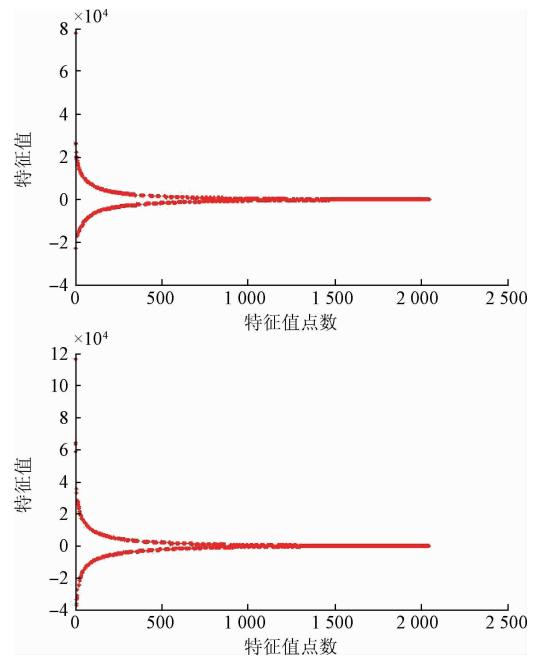


图 5 转子不平衡劣化演化矩阵 F_{02} 、 F_{03} 的特征值分布

Fig. 5 Eigenvalue distribution of matrix F_{02} 、 F_{03}

提取劣化演化矩阵 F_{02} 、 F_{03} 对应的正态分布曲线的均值与方差。将转子各个运行状态对应的均值、方差显

示在列表中,得到表2。特别的, F_{00} 表示状态0到状态0的劣化演化矩阵。

表2 转子不平衡劣化表征参数

Table 2 Fault feature parameters

劣化演化矩阵	正态分布均值 μ	正态分布方差 σ^2
F_{00}	0	0
F_{01}	16.1	2805.6
F_{02}	37.0	3576.5
F_{03}	46.4	5784.0

由表2可知,转子系统由正常运行状态劣化到轻度不平衡状态,各个频率点对应的双谱数值平均增大了16.1倍;正态分布方差为2805.6,表明一部分频率点的双谱数值发生了剧烈变化;随着转子不平衡状态继续劣化,正态分布的均值也随之增大,且均为正数,表明随系统状态逐渐劣化系统蕴藏了越来越多的能量;正态分布方差的数值均为正数,且急剧增大。由此可知,表征参数能够体现出旋转机械传动系统运行状态的整体趋势,该劣化表征参数可有效代表稳定性劣化的程度。

4 结论

采用高阶累积量分析理论,面向旋转机械传动系统,从不同劣化程度状态之间迁移的角度对传动系统稳定运行状态劣化为非稳定运行状态的劣化演化过程进行描述,通过转子实验台的振动数据进行方法验证,结果表明该方法可以描述旋转机械传动系统运行状态的整体趋势。

参考文献

[1] 孙建平,朱雯. 基于小波BP-时间序列的齿轮箱温度预警[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(3): 197-201.
SUN J P, ZHU W. Gearbox temperature prewarning based on wavelets BP-time series method [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2012, 26(3): 197-201.

[2] 曲正伟,张坤;王云静,等. 基于小波-原子分解的超短期风电出力预测模型[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10):2251-2258.
QU ZH W, ZHANG K, WANG Y J, et al. Ultra short-term wind power output forecast model based on wavelet decomposition and atomic decomposition [J]. China Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2251-2258.

[3] 徐小力,蒋章雷,任彬,等. 基于Birgé-Massart阈值的烟气发电机组状态特征弱信息提取方法[J]. 机械工程学报, 2012, 48(12):7-12.
XU X L, JIANG ZH L, REN B, et al. Extract method of flue gas generator set state feature weak information based on Birgé-Massart threshold [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(12):7-12.

[4] 徐小力,王红军. 大型旋转机械运行状态趋势预测[M]. 北京:科学出版社,2011:274-306.
XU X L, WANG H J. Large Rotating Machinery Running State Trend Forecasting [M]. Beijing: Science Press, 2011:274-306.

[5] FONDA J W, JAGANNATHAN S, WATKINS S E. Robust neural network RISE observer based fault diagnostics and prediction[C]. 6th IEEE World Congress on Computational Intelligence, International Joint Conference on Neural Networks, 2010.

[6] RUI A, GONZALEZ-SANCHEZ A, VAN GEMUND A J C. A diagnostic reasoning approach to defect prediction[C]. 24th International Conference on Industrial Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems, IEA/AIE, 2011:416-425.

[7] POSSON H, MOREAU S, ROGER M. Broadband noise prediction of fan outlet guide vane using a cascade response function[J]. Journal of Sound and Vibration, 2011, 330(25):6153-6183.

[8] 张贤达. 时间序列分析—高阶统计方法[M]. 北京:清华大学出版社,1996.
ZHANG X D. Time Series Analysis—Higher Order Statistics[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1996: 1-24.

[9] NIKIAS L, RAGHUVEER M R. Bispectrum estimation: A digital signal processing framework [C]. Proceedings of IEEE, 1987, 75(7):869-891.

[10] 黄方林,顾松年. 结构故障高阶谱诊断的一种方法[J]. 振动工程学报, 1991(1): 33-40.
HUANG F L, GU S N. A Method of structural fault diagnosis by higher order spectrum [J]. Journal of Vibration Engineering, 1991(1): 33-40.

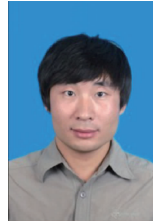
[11] 邱天爽,张旭秀,李小兵,等. 统计信号处理—非高斯信号处理及其应用[M]. 北京:电子工业出版社,2004.
QIU T SH, ZHANG X X, LI X B, et al. Statistical Signal Processing non Gauss Signal Processing and its Application [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2004.

[12] 吴文兵,黄宜坚. 基于故障诊断的双谱优良特性体现[J]. 中国机械工程, 2014, 25(6): 771-775.

- WU W B, HUANG Y J. Presence of bispectrum's prior performance based on fault diagnosis [J]. China Mechanical Engineering, 2014, 25(6): 771-775.
- [13] VILLA L F, RENONES A, PERAN J R, et al. Statistical fault diagnosis based on vibration analysis for gear test-bench under non-stationary conditions of speed and load[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 29(5): 436-446.
- [14] YANG D M, STRONACH A F, MACCONNELL P, et al. Third-order spectral techniques for the diagnosis of motor bearing condition using artificial neural networks [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2002, 16(2-3): 391-411.
- [15] SHAO R P, LI J, HU W T, et al. Multi-fault clustering and diagnosis of gear system mined by spectrum entropy clustering based on higher order cumulants [J]. Review of Scientific Instruments, 2013, 84(2): 025107.
- [16] YANG D M, STRONACH A F, MACCONNELL P. The application of advanced signal processing techniques to induction motor bearing condition diagnosis [J]. Meccanica, 2003, 38(2): 297-308.
- [17] XU X L, JIANG ZH L, WANG H J, et al. Application of

the state deterioration evolution based on bi-spectrum in wind turbine [C]. Proceedings of IMECHE, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2014, 228(11): 1958-1967.

作者简介



蒋章雷, 1983 年出生, 博士、助理研究员, 研究方向为机电装备运行状态监测检测技术。

E-mail: Jiang_Zhanglei@126.com

Jiang Zhanglei was born in 1983, Ph. D., his main research field is mechanical and electrical equipment operating status monitoring detection technology.



徐小力, 1951 年出生, 博士、教授、博导, 现代测控技术教育部重点实验室主任, 研究方向为机电系统状态监测与控制。

E-mail: xuxiaoli@bistu.edu.cn

Xu Xiaoli was born in 1951, Ph. D., supervisor of a Ph. D. student, He is a professor of Key Laboratory of Modern Measurement & Control Technology of Ministry of Education. His main research interests include monitoring and control of electromechanical system.