

基于投影寻踪的旋转设备潜在故障识别方法^{*}

程晓涵, 汪爱明, 陈玉林, 李伟, 孟国营

(中国矿业大学(北京)机电与信息工程学院 北京,100083)

摘要 为了解决潜在故障阶段特征信号微弱、有效信息难以提取的问题,提出一种基于投影寻踪的旋转设备潜在故障识别和预警方法。通过计算得出 24 个特征指标用以描述设备运行状态。为避免单一投影方向揭露信息的片面性,提出利用最佳投影方向矩阵将不同状态(包括正常状态和异常状态)下的 24 个特征指标投影到二维空间,得到投影值的分布特征,并以此建立特征评价指标体系。通过观察待评估的某一时刻的 24 个特征指标的投影值分布与上述特征评价指标体系相对比,即可判断该时刻设备运行状态是否存在异常和故障类型。试验数据分析表明,该方法具有较好的可行性和可靠性,在捕捉早期故障信号方面具有很高的灵敏性。

关键词 24 特征指标; 投影寻踪; 最佳投影方向矩阵; 特征评价指标体系; 状态识别和预警

中图分类号 TP277; TN911.7; TH165⁺³

引言

旋转机械在各行业内均是生产的核心设备,其运行状况是否良好直接关系到生产安全,因此其早期潜在故障的识别与预警至关重要。旋转设备潜在故障识别和预警方法本质上就是模式识别或分类问题,包括信号检测、特征提取、状态识别及诊断决策等具体实施步骤,但最核心的环节还在于特征提取。振动信号是设备运行状态的信息载体,潜在的故障阶段,特征信号微弱,同时由于噪声干扰,有效信息极易被淹没,因此采用科学有效的信号分析工具和算法挖掘微弱的故障特征信号显得十分关键。

武兵等^[1]提出利用支持向量回归技术对多个特征量进行并行预测,并综合各类特征及其各步的剩余使用寿命预测结果,通过置信区间估计确定最终预测结果。蔡剑华等^[2]提出了一种由信号的高阶谱重构功率谱,再由重构的功率谱提取故障信息的故障诊断方法,在抑制高斯有色噪声、提取信号中 useful 信息方面优于传统功率谱方法,同时具有很高的分辨率。Mohsen 等^[3]研究了轴承元件的动态接触机制,用键合图建立了相应的振动模型,获取了损伤轴承的振动响应。袁幸等^[4]研究一种基于物理模型辨识的滚动轴承故障诊断方法,即通过物理模型构建

标准模式数据库,进而识别故障。陈伟等^[5]引入小波包以及共振解调技术进行故障特征提取与优化,利用支持向量数据描述(support vector data description,简称 SVDD)建立一种邮政分拣机供包台系统轴承故障的诊断模型。周晓峰等^[6]提出一种分层的独立分量分析(independent component analysis,简称 ICA)振动信号消噪方法,用独立分量分析方法实现有用信号和背景噪声源的分离,达到消除背景噪声的目的,有效地提取故障信息,提高后续故障分析和诊断的准确性。

笔者将投影寻踪方法引入到旋转设备状态识别和预警方法的研究之中,通过将 24 个特征指标投影到二维空间中,观察和分析特征指标投影值的分布特点,建立 24 特征评价指标体系,实现潜在故障特征的提取以及后续的状态识别功能,以便在故障萌芽阶段主动采取维护措施,避免设备长期工作在非正常状态和故障持续劣化,造成不可挽回的安全事故。

1 总体方案设计

如图 1 所示,本方案从设备关键部位的监测监控系统提取振动信号,经数据分析和计算得出 24 个特征指标用以描述设备运行状态。利用二维投影

^{*} 国家自然科学基金资助项目(U1361127);北京市教育委员会科学研究与研究生培养共建资助项目;中央高校基本科研业务费资助项目

收稿日期:2014-05-12;修回日期:2014-06-05

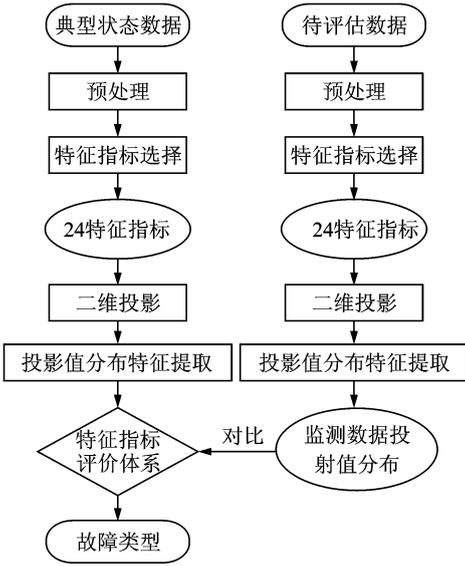


图1 总体方案流程图

Fig.1 Flow chart of overall scheme

方法将所述24个特征指标投影到二维空间,得到投影值的分布特征。由于特征指标的投影值分布对于某一固定设备在正常运转状态下是固定不变的,以此建立特征评价指标体系。通过观察待评估的某一时刻的24个特征指标的投影分布与特征评价指标体系相对比,即可判断某一时刻设备运行状态是否存在异常,进而提醒工作人员采取相应的维护措施。

2 24个特征指标的选取

表征设备运行状态的特征指标种类繁多,而且每个特征指标对设备运行状态的规律性、敏感性和聚类性各不相同。为了能全面描述设备的运动状态,笔者采用13个时域特征指标(如表1中第1~13项所示)和11个频域特征指标(如表1中第14~24项所示)^[7-9]。

3 基于投影寻踪的24特征指标向量的建立处理

3.1 振动数据预处理

对原始振动数据 $\{a_i, i=1,2,\dots,n\}$ 进行预处理,具体步骤如下:

- 1) 对振动数据 $\{a_i, i=1,2,\dots,n\}$ 进行傅里叶变换得到 $\{x_{i0}, i=1,2,\dots,n\}$;
- 2) 按表1中的各公式计算出能够描述设备运行状态的24特征指标向量

$$x^* = \{x_{av}, x_p, x_{rms}, x_r, D_x, x_{pp}, \alpha, \beta, C_f, S_f, I_f, CL_f, K_v, f_{avg}, f_b, f_{bb}, f_v, f_{rv}, S, E_{r1}, E_{r2}, E_{r3}, E_{r4}, E_{r5}\}$$

3.2 对24特征指标向量的投影处理

3.2.1 24特征指标向量 X 的训练样本的预处理

设备某一工作状态(可为正常状态或某一典型故障状态 $\{q_i, i=1,2,\dots,s\}$)下的24特征指标向量 X 构成训练样本空间,可以用 $p \times n$ 的矩阵 $X^* = \{x^*(i,j) | i=1,2,\dots,p; j=1,2,\dots,n\}$ 来表示。其中: $x^*(i,j)$ 为第 j 个状态样本的第 i 个特征指标; p 为训练样本的容量; n 为特征指标的数量。

为消除各特征指标量纲的影响并统一其值的波动范围,需要对样本数据进行归一化处理

$$x(i,j) = \frac{x^*(i,j) - x_{\min}(j)}{x_{\max}(j) - x_{\min}(j)} \quad (1)$$

其中: $x_{\max}(j)$, $x_{\min}(j)$ 分别为原始数据 $x^*(i,j)$ 第 j 个指标的最大值和最小值; $x(i,j)$ 为 $x^*(i,j)$ 归一化处理后的序列。

3.2.2 24个特征指标的投影处理

投影就是把 p 维数据 $\{x(i,j) | i=1,2,\dots,p; j=1,2,\dots,n\}$ 转化为以矩阵 $a = \{a(1), a(2), a(3), \dots, a(p)\}$ 为投影方向的一维投影值 $z(j)$ ^[10-12]

$$z(j) = \sum_{i=1}^p a(i)x(i,j) \quad (j=1,2,\dots,n) \quad (2)$$

其中: a 为单位长度向量,然后按照投影值 $\{z(j) | j=1,2,\dots,n\}$ 的分布特点进行归类。

3.2.3 利用遗传算法建立最佳投影方向矩阵

为了将前述步骤2中各类设备状态 $\{q_i, i=1,2,\dots,s\}$ 下的投影值区域分离开来,构造投影目标函数以寻求最佳的投影方向矩阵 $A = [a_1, a_2, \dots, a_m]$ (其中包含最优投影方向 a_b)。

投影目标函数指标可表达成 $Q(a) = S_z D_z$, 其中: S_z 为用来描述类间距离的投影值 $z(i)$ 标准差; D_z 为用来描述类内密度的投影值 $z(i)$ 局部密度^[13-14]

$$S_z = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (z(i) - E(z))^2}{n-1}} \quad (3)$$

$$D_z = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (R - r(i,j)) u(R - r(i,j)) \quad (4)$$

其中: $E(z)$ 为序列 $z = \{z(i) | i=1,2,\dots,n\}$ 的平均值; R 为局部密度的窗口半径,它的取值范围一般为 $r_{\max} + \frac{p}{2} \leq R \leq 2p$, p 为特征指标的数量; $r(i,j)$ 为样本之间的距离, $r(i,j) = |z(i) - z(j)|$;

表 1 时域与频域特征参量
Tab. 1 Characteristic parameters of time domain and frequency domain

特征参量	参量定义	特征参量	参量定义
1. 绝对均值	$x_{av} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n x_i $	13. 变异系数	$K_v = \frac{\sqrt{D_x}}{x_{av}}$
2. 峰值	$x_p = \max x_i $	14. 重心频率	$f_{avg} = \frac{\int_0^{\infty} f p(f) df}{\int_0^{\infty} p(f) df}$
3. 有效值	$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n x_i^2}$	15. 均方频率	$f_b = \frac{\int_0^{\infty} f^2 p(f) df}{\int_0^{\infty} p(f) df}$
4. 方根幅值	$x_r = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i }\right)^2$	16. 均方根频率	$f_{bb} = \left[\frac{\sum_{i=1}^{n/2} f_i^2 P(f_i)}{\sum_{i=1}^{n/2} P(f_i)} \right]^{1/2}$
5. 方差	$D_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (x_i - x_{av})^2$	17. 频率方差	$f_v = \frac{\int_0^{\infty} (f - f_{avg})^2 p(f) df}{\int_0^{\infty} p(f) df}$
6. 峰-峰值	$x_{p-p} = \max(x_i) - \min(x_i)$	18. 频率标准差	$f_{rv} = \left[\frac{\int_0^{\infty} (f - f_{avg})^2 p(f) df}{\int_0^{\infty} p(f) df} \right]^{1/2}$
7. 偏态指标	$\alpha = \sqrt{\frac{1}{6N}} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - x_{av}}{\sqrt{D_x}} \right)^3$	19. 谱峰稳定指数	$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{\frac{n}{2}} \{f_i^2 P(f_i)\}}{\sum_{i=1}^{\frac{n}{2}} P(f_i)}} \bigg/ \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{\frac{n}{2}} \{f_i^4 P(f_i)\}}{\sum_{i=1}^{\frac{n}{2}} f_i^2 P(f_i)}}$
8. 峭度指标	$\beta = \sqrt{\frac{N}{24}} \left[\sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - x_{av}}{\sqrt{D_x}} \right)^4 - 3 \right]$	20. 第 1 频带相对能量	$E_{r1} = \int_0^{B_f} p(f) df / \int_0^{F_s} p(f) df$
9. 峰值指标	$C_f = \frac{x_p}{x_{rms}}$	21. 第 2 频带相对能量	$E_{r2} = \int_{B_f}^{2B_f} p(f) df / \int_0^{F_s} p(f) df$
10. 波形指标	$S_f = \frac{x_{rms}}{x_{av}}$	22. 第 3 频带相对能量	$E_{r3} = \int_{2B_f}^{3B_f} p(f) df / \int_0^{F_s} p(f) df$
11. 脉冲指标	$I_f = \frac{x_p}{x_{rms}}$	23. 第 4 频带相对能量	$E_{r4} = \int_{3B_f}^{4B_f} p(f) df / \int_0^{F_s} p(f) df$
12. 裕度指标	$CL_f = \frac{x_p}{x_r}$	24. 第 5 频带相对能量	$E_{r5} = \int_{4B_f}^{5B_f} p(f) df / \int_0^{F_s} p(f) df$

单位阶跃函数 $u(t) = \begin{cases} 1 & (t \geq 0) \\ 0 & (t < 0) \end{cases}$ 。

最大化目标函数^[15]为

$$\max: Q(a) = S_z D_z \quad (5)$$

约束条件为

$$\text{s. t. } \sum_{j=1}^p a^2(j) = 1 \quad (6)$$

4 24 特征评价指标体系的建立与状态识别

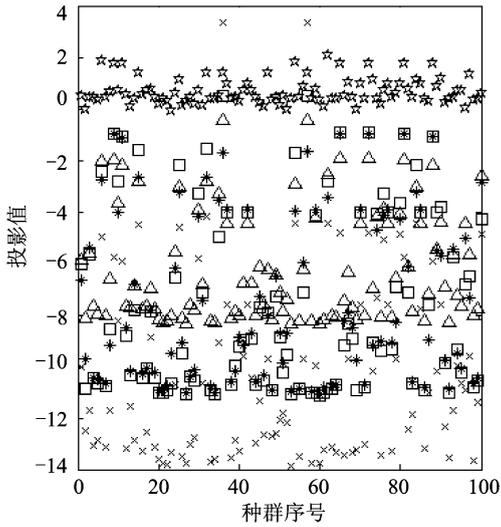
4.1 24 特征评价指标体系的建立

在最佳投影方向矩阵 $\mathbf{A} = [a_1, a_2, \dots, a_m]$ 下,

各设备状态下的 24 特征指标投影值 $w_i (i=1, 2, \dots, s)$ 成带状分布。如图 2 所示, 每一个分布带就代表一类设备状态, 若有互相重叠的投影值, 如图 2(a) 中 \ast 和 \square 投影值重叠在一起无法区分, 这时可以对这两个状态进行单独的投影, 分别寻找这两种状态的最佳投影方向矩阵, 从而将这两种状态分离开来, 如图 2(b) 所示。图 2(a) 和 (b) 所示的一系列带状分布区域就是本研究建立的用于衡量大型旋转设备多种状态的 24 特征评价指标体系, 为实现状态(包括各类潜在故障状态)识别提供衡量标准。

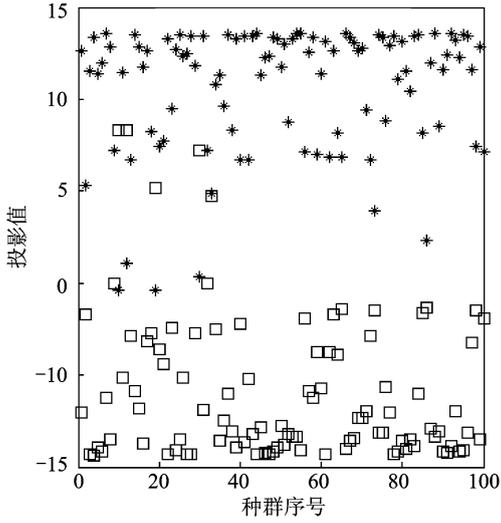
4.2 设备状态识别

对于大型旋转设备某一未知状态 q' 进行评估,



(a) 5种状态的投影值分布

(a) Projection values distribution of five states



(b) 图(a)中重叠状态的再投影分布

(b) Projection values distribution of the states overlapped in fig.(a)

图 2 24 特征评价指标体系示意图

Fig. 2 Schematic diagram of evaluation index system of 24 characteristic indexes

对该未知状态下的振动数据经过同样的步骤生成 24 特征指标向量,然后在经过计算得到的最佳投射方向矩阵 $A = [a_1, a_2, \dots, a_m]$ 下进行投射,得到投射值 w' 。分析投射值 w' 的分布位置与 24 特征评价指标体系中哪种状态重叠便可判断出设备所属状态。根据识别结果判断出煤矿设备是否存在异常,并同时识别出故障类型,从而能够及时提出故障预警。

此时可能出现一种特殊情况:投射值 w' 的分布位置与已建立的 24 特征评价指标体系中任何投影值分布带不重合,说明设备出现了一种新的异常状态,需要在 24 特征评价指标体系中补充。即便无法

及时诊断故障类型,因为投影值 w' 偏离 24 特征评价指标体系中的正常状态投影值分布带,亦能说明此时设备出现异常,能及时捕捉到设备故障征兆。

5 应用分析

5.1 滚动轴承滚动体损伤 24 特征评价指标体系的建立

笔者借助美国西储大学轴承数据中心官方网站公布的轴承探伤测试数据集,针对滚动轴承正常状态和 3 种故障状态(内圈故障、外圈故障和滚动体故障)的不同故障尺寸数据进行分析,验证了所提方法的可行性。

针对轴承内圈 5 种不同的损伤状态:正常、滚动体损伤 0.177 8 mm、滚动体损伤 0.355 6 mm、滚动体损伤 0.533 4 mm 和滚动体损伤 0.711 2 mm,采样频率为 12 kHz,经计算得到每种故障类型的特征指标空间,对其进行投影寻优,得到最优投影方向矩阵 A_n 。

图 3 所示为各故障特征指标空间在最优投影方向矩阵 A_n 下的投影值分布情况,可以看出投影值明显分为 4 层:正常状态下投射值分布在主轴线上 0.5 附近(☆所示);滚动体损伤尺寸为 0.177 8 mm 时投射值分布在主轴线上 -8 附近(△所示);滚动体损伤 0.711 2 mm 时投射值分布在主轴线上 -13 附近(×所示);滚动体损伤 0.355 6 mm(□所示)和 0.533 4 mm(*)所示)时投射值重叠在一起,分布在主轴线上 -11 附近,区分起来非常困难。

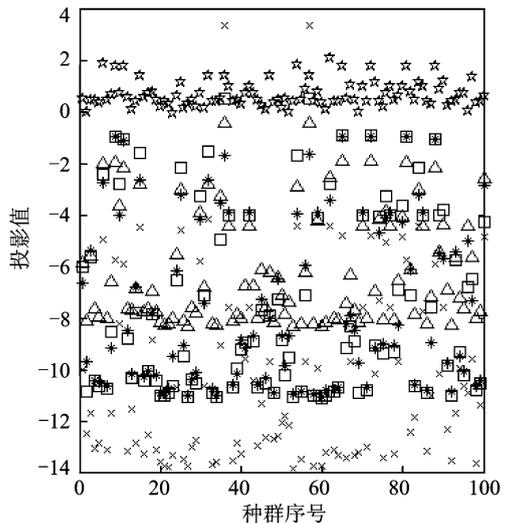


图 3 不同滚动体损伤状态在最佳投影矩阵下的投影值
Fig. 3 Projection values of the roller damage state under the best projection matrix

为了解决□层和*层投影值无法区分的问题,需要对这两种状态进行单独投射,投射值分布如图 4所示。滚动体损伤 0.355 6 mm 时投射值分布 在主轴线为 -14 附近(□所示),滚动体损伤 0.533 4 mm(*所示)时投射值分布 在主轴线为 8 附近(*所示)。图 3 和图 4 形成了这 5 种状态下完整的评价指标体系。

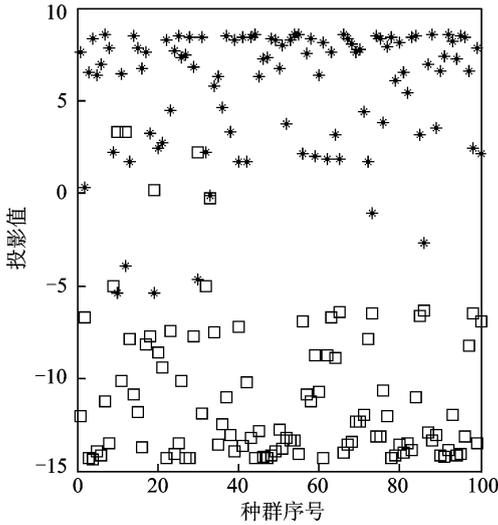


图 4 滚动体损伤直径分别为 0.355 6 mm 和 0.533 4 mm 时的投影值分布

Fig. 4 Distribution of projection when roller damage diameter respectively are 0.355 6 mm and 0.533 4 mm inches

5.2 滚动体运行状态的评估

从轴承探伤测试数据集中任选一个待测样本,并将其 24 个特征指标的预测值按照最优投影方向矩阵 A_n 下进行投影,其投影值分布情况如图 5“○”所示。投影值分布基本与滚动体损伤 0.711 2 mm 时的投射值相重叠,由于这里使用的试验数据属于单一故障类型数据,因此可以判断出此时滚动体的状态为滚动体损伤 0.711 2 mm,而待测样本实际损伤情况亦为 0.711 2 mm,证明利用该方法进行故障判断的结果正确。

在实际工程应用中,故障类型远不限于上述实验中的故障种类,初期建立的故障特征指标体系可能无法涵盖所有故障类型,会出现新的故障类型的投影值分布与已有的故障类型重叠的现象。例如本研究中投影值主轴线位于-13 附近,可能是滚动体损伤 0.711 2 mm 之外的其他故障导致。此时,虽然暂时区分不出是已有的故障类型还是新型故障,但是依然能判断出异常,推断可能的故障类型,并向工

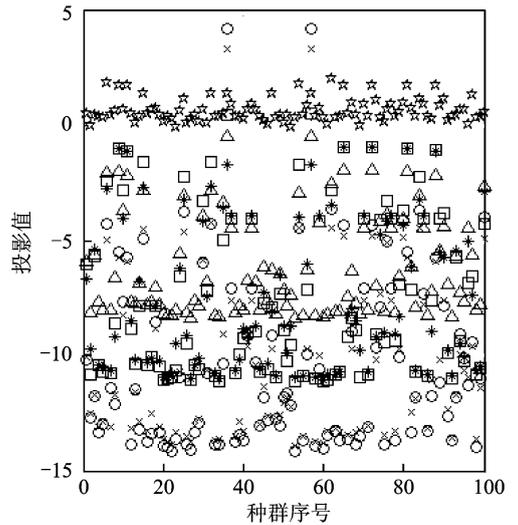


图 5 状态评估

Fig. 5 State assessment

作人员提出报警进行故障排查,同样发挥预警功能。

6 结束语

为实现煤矿大型旋转设备潜在故障识别并实现预警功能,采用振动数据进行分析处理,在投影寻踪理论体系的基础上提出基于 24 个特征指标的特征指标评价体系,建立了评价设备状态是否正常的衡量标准。提出了最佳投影方向矩阵,从而避免了单一投影方向下可能出现揭露特征不完整的弊端,更加全面地暴露潜藏信息。利用美国西储大学轴承数据中心轴承探伤测试数据集验证了所提出的潜在故障识别和预警方法的可行性。

参 考 文 献

[1] 武兵,林健,熊晓燕. 基于支持向量回归的多参数设备故障预测方法[J]. 振动、测试与诊断, 2012,32(5): 791-795.
Wu Bing, Lin Jian, Xiong Xiaoyan. Prediction method of equipment failure based on support vector of regression parameters[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012,32(5):791-795. (in Chinese)

[2] 蔡剑华,胡惟文,王先春. 基于高阶统计量的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2013,33(2): 298-301.
Cai Jianhua, Hu Weiwen, Wang Xianchun. Statistics method for rolling bearing fault diagnosis based on higher order statistics[J]. Journal of Vibration, Meas-

- urement & Diagnosis, 2013, 33(2):298-301. (in Chinese)
- [3] Mohsen N, Bryant M D. Dynamic modeling of rolling element bearings with surface contact defects using bond graphs[J]. ASME, Journal of Tribology 2011, 133(1):1-12.
- [4] 袁幸, 朱永生, 张优云, 等. 基于模型辨识的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(1):12-17. Yuan Xing, Zhu Yongsheng, Zhang Youyun, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on model identification[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(1):12-17. (in Chinese)
- [5] 陈伟, 贾庆轩, 孙汉旭. 利用小波包和 SVDD 的分拣机轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(5):762-766. Chen Wei, Jia Qingxuan, Sun Hanxu. Bearing fault diagnosis using wavelet packet and SVDD sorting machine[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(5):762-766. (in Chinese)
- [6] 周晓峰, 杨世锡, 甘春标. 一种旋转机械振动信号的盲源分离消噪方法[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(5):714-717. Zhou Xiaofeng, Yang Shixi, Gan Chunbiao. A blind source separation de-noising method for rotating machinery vibration signal [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(5):714-717. (in Chinese)
- [7] 刘永斌. 基于非线性信号分析的滚动轴承状态监测诊断研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2011.
- [8] 徐丽娟, 张春福, 曲贵波, 等. 基于振动分析的轴承故障检测方法分析[J]. 交通科技与经济, 2009(5):118-120. Xu Lijuan, Zhang Chunfu, Qu Guibo, et al. Analysis of bearing fault detection method based on vibration analysis[J]. Technology and Economic Traffic, 2009 (5):118-120. (in Chinese)
- [9] 李力, 廖湘辉, 张圆. 循环平稳度无量纲指标应用于滚动轴承状态分类[J]. 机械传动, 2005, 29(3):21-23. Li Li, Liao Xianghui, Zhang Yuan. Degree of cyclostation dimensionless index is applied to rolling bearing status classification [J]. Mechanical Drive, 2005, 29(3):21-23. (in Chinese)
- [10] 付强, 赵小勇. 投影寻踪模型原理及其应用[M]. 北京:科学出版社, 2006:47-180.
- [11] Maechler M, Mertin D, Schimert J, et al. Projection pursuit learning networks for regression[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Tools for Artificial Intelligence. USA:IEEE, 1990:350-358.
- [12] Safavian S R, Rabiee H R, Fardanesh M. Projection pursuit image compression with variable block size segmentation[C]// IEEE Signal Process Lett. USA: IEEE, 1997:117-120.
- [13] Holland J H. Genetic algorithms and the optimal allocations of trials[J]. Society for Industrial and Applied Mathematics Journal of Computing, 1973, 2:88-105.
- [14] Fu Qiang, Lu Tieguaung, Fu Hong. Applying PPE model based on raga to classify and evaluate soil grade [J]. Chinese Geographical Science, 2002, 12(2):136-141.
- [15] Sun Yankun, Fu Qiang. Using RAGA for multi-objective planning of soil and water conservation in a small watershed[J]. Nature and Science, 2004, 2(1):79-84.



第一作者简介:程晓涵,女,1986年3月生,讲师。主要研究方向为故障诊断、预测维护和动力学分析。曾发表《Design of mining equipment health diagnostic system (4M system)》(《Computer Science and Automation Engineering (CSAE), 2011 IEEE International Conference on》2011, Vol. 1)等论文。
E-mail:chengxh212@163.com