

DOI: 10.7652/xjtuxb202001010

采用时域与时频域联合特征空间的 转子系统碰磨故障诊断

赵柄锡^{1,2}, 冀大伟³, 袁奇^{1,2}, 李浦^{1,2}, 葛庆³

(1. 西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学陕西省叶轮机械及动力装备工程实验室, 710049, 西安; 3. 上海电气电站设备有限公司汽轮机厂技术发展处, 200240, 上海)

摘要: 针对转子系统早期碰磨故障,提出了一种基于时域和时频域联合特征提取和分析的方法,并采用该方法对简单转子模型进行了故障诊断。基于BP神经网络和影响函数法,建立了滑动轴承单盘转子碰磨故障动力学模型,并对转子系统碰磨故障进行了数值模拟;分别采用统计学和小波包分解方法,对振动信号的时域和时频域特征进行了提取,综合两者建立了碰磨故障的特征空间,并采用支持向量机(SVM)模型对比分析了基于时域、时频域和综合两者特征空间的故障诊断效果,在此基础上,通过引入可分度函数,将正常振动信号与故障信号同时考虑,对各特征的可分度进行了分析和排序;根据特征分析结果,将特征空间分为高可分度区域和低可分度区域,分别针对单特征和组合特征对碰磨故障进行识别。研究结果表明:单特征的碰磨故障识别率与其可分度函数值呈正相关;组合特征识别效果要优于单特征,且高可分度区域内的组合特征识别效果要明显优于低可分度区域,针对本文所建碰磨故障样本空间,高可分度区域内随机三特征组合平均故障识别率达到90%以上。文中提出的故障特征提取和分析方法可为复杂故障的识别提供参考。

关键词: 碰磨故障诊断;时域分析;时频域分析;可分度函数

中图分类号: TH17;TH133 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2020)01-0075-10

Rubbing Fault Diagnosis of Rotor System Based on Combined Feature Space in Time and Time-Frequency Domains

ZHAO Bingxi^{1,2}, JI Dawei³, YUAN Qi^{1,2}, LI Pu^{1,2}, GE Qing³

(1. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Shaanxi Engineering Laboratory of Turbomachinery and Power Equipment, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. Technology Development Branch, Turbine Company of Shanghai Electric Power Station Equipment Co. Ltd., Shanghai 200240, China)

Abstract: A method of combined feature extraction and analysis in time and time-frequency domain is put forward for the diagnosis of early rubbing fault of rotor system is proposed and the implement of this method is given on a simplified rotor system. The dynamic model of rubbing fault related to single disk rotor with sliding bearing is established based on BP neural network and influence function method, followed with the numerical simulation of rotor system rubbing fault. The statistical method and wavelet packet decomposition are applied to extract features of the signal in time domain and time-frequency domain, based on which the feature space of rubbing fault is established preliminarily. Comparative analysis of the fault diagnosis performance based

收稿日期: 2019-05-20。 作者简介: 赵柄锡(1991—),男,博士生;袁奇(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11872289);西安交通大学自然科学基金重点资助项目(ZRZD2017025);国家重点研发计划资助项目(2017YFB09602103)。

网络出版时间: 2019-10-07

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20191017.1340.004.html>

on features in time, time-frequency and coupled two domains is carried out using the SVM model. By introducing the distinguishing function, the normal vibration signal and fault signal are considered simultaneously and the divisibility of each feature is analyzed according to which features are further sorted. With the results of sorted features, the feature space is divided into two regions labelled with high and low distinguishing degree respectively. The SVM models according to the single feature and combined features in each region are established separately to diagnose the rubbing fault of rotor system. The results show that the recognition rate in term of single feature is positively correlated with the value of distinguishing function. The recognition effect of combined features is better than that of single feature, meanwhile the recognition effect of combined features selected in high distinguishing region is obviously better than that in low distinguishing region. In view of the rubbing fault samples in this paper, the mean fault recognition rate of random three-feature combination in high distinguishing region reach above 90%. In summary, the fault feature extraction and analysis method in this paper can provide a reference for the identification of complex faults.

Keywords: rubbing fault diagnosis; time domain analysis; time-frequency domain analysis; distinguishing function

转子和静子碰磨是转子系统常见的一种故障,引起转子系统碰磨故障的原因较多,通常有转子不平衡、不对中以及振动引起的基础松动等。发生碰磨时,由于切向摩擦力的作用,在碰磨接触面上会产生热量,导致转子可能发生热弯曲;碰磨严重时转子还可能产生反向进动,且随着摩擦不断加剧,最终会引起转子系统的严重损坏^[1]。若能在碰磨发生初期对故障进行有效诊断,进而采取相应措施,则对防止转轴弯曲和轴系进一步破坏具有重要的意义^[2]。

实际的碰磨过程按不同形式可分为单点碰磨、局部碰磨和全周碰磨,发生碰磨故障时,转子系统在非线性碰磨力及油膜力等激励的作用下往往表现出复杂的动态过程。单点碰磨故障因其机理相对简单而广泛应用于数值仿真和轻微碰磨故障的实验研究中。Muszynska、褚福磊等针对 Jeffcott 转子研究了碰磨状态下转子的混沌行为,后者还分析了转子系统的转速及不平衡量的变化对碰磨转子系统的振动特性的影响^[3-4];罗跃纲等考虑了转子本身刚度的非线性,研究了参数变化引起的转子系统分岔和混沌行为^[5];张韬等同时考虑转子的初始弯曲和刚度不对称,研究了转子碰磨的非线性特征^[6];Liu 等采用赫兹接触理论和增广拉格朗日算法建立碰磨故障动力学模型,计算并分析了转子系统振动响应随转速和碰磨刚度的变化,并与实验结果进行了对比,结果表明数值模拟得到的响应中频率成分与实验结果相符,证明了数值模拟的准确性^[7]。大量的研究揭示了碰磨转子系统的非线性特性,在此基础上,基于振

动时域信号的碰磨故障特征提取以及故障诊断方法逐渐发展起来。特征提取主要从信号的时域、频域和时频域 3 个方面进行,采用的方法分别为时域信号的统计特征分析、基于快速傅里叶变换(FFT)的频域分析和基于小波变换(WT)的时频域分析等。其中,基于统计分析的振动信号时域特征可分为有量纲的特征参数和无量纲的特征参数,前者主要包括振动信号的峰值、均值和均方根等;后者通过有量纲参数组合得到,包括峰度因子、峭度指标、脉冲指标等。这些基于时域的特征参数各有侧重,例如峭度指标对冲击信号比较敏感,可用来反映振动信号中的冲击特征。频域分析主要用来分析振动信号的属性,通常采用傅里叶变换将振动信号由时域转换至频域。不同频率的振动信号往往反映了转子系统不同部位和属性的振动特征。采用傅里叶变换提取振动信号频谱时,需要利用振动信号的全部时域信息,本质上是一种整体变换,无法得到各频率信号在时域上的定位。不同于单纯的频域分析,小波变换提供了随频率变化的“时间-频率”窗口,通过伸缩平移对信号进行多尺度分析,从而得到信号在时间尺度下的任意频率细节^[8]。由于小波分析的多分辨率特点,其在振动信号特征提取和故障诊断方面得到了快速发展和应用。胡三高等针对汽轮机碰磨故障,通过小波变换在特定的尺度上提取碰磨产生的瞬时冲击成分,用瞬时冲击信号的幅值包络反映信号在碰磨故障作用下产生的突变,从而改善了微弱碰磨故障特征的提取效果^[9];李录平等针对汽轮发

电机组碰磨故障,采用傅里叶和离散小波变换分别从定性和定量两个方面对汽轮发电机组动静碰磨故障的典型特征进行了分析和研究^[10];周小祥等采用小波分析方法计算并得到振动信号的时频等高图,根据等高图确定了汽轮机碰磨故障发生的时刻^[11]。

综上所述,一方面,现有故障特征提取方法大多基于故障信号,采用小波分析对时频域特征进行提取,缺乏对时域和时频域特征的联合提取以及各特征对故障诊断有效性的分析;另一方面,当提取特征较少时,可能会漏掉故障相关特征;提取特征较多则可能出现特征冗余,加大故障诊断的负担,甚至产生一定的干扰。针对上述问题,本文中综合考虑了时域和时频域特征的提取,并引入了基于故障信号与正常信号的可分度函数对特征空间进行二次分析,避免了特征选取的盲目性。

通过上述对时域和时频域特征的联合提取和分析,为碰磨故障诊断提供了新的思路和数据样本。大量的数据样本结合机器学习算法使得故障的智能诊断成为可能,其中支持向量机(SVM)作为一种新型机器学习算法,广泛用于解决分类问题^[12-14],其主要思想是针对两类分类问题,寻找一个超平面对训练样本点分割,保证最小的分类错误率。与其他分类算法相比,SVM具有优秀的泛化能力,在小样本训练集上能够得到更好的分类结果。基于此,SVM在机械故障智能识别方面得到了广泛应用。

本文针对碰磨初期的单点碰磨故障,首先参考已有研究建立了碰磨故障下转子的动力学模型,通过数值仿真得到正常运行和碰磨故障下的振动信号样本;其次,采用时域和时频域相结合的分析方法将时域信号转换为多特征样本,在此基础上引入可分度函数对特征进行二次分析和排序;最后,应用SVM模型对特征样本进行学习并对得到的SVM模型进行了验证。

1 碰磨故障转子系统数值计算

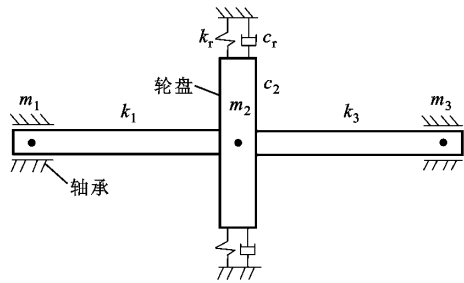
1.1 碰磨故障转子系统动力学模型

实际的转子碰磨过程非常复杂,本文针对碰磨发生初期的单点碰磨故障,采用径向滑动轴承支撑的单盘转子系统,其结构示意图如图1所示。

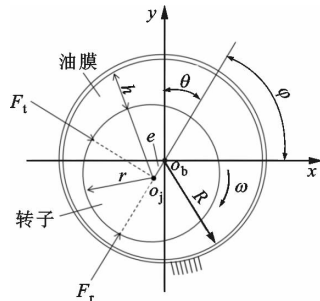
不考虑碰磨过程中的热效应及轮盘的陀螺效应,单盘转子结构的碰磨动力学模型可以表示为

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{X}} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{X}} + \mathbf{K}\mathbf{X} = \mathbf{F}_b + \mathbf{F}_u + \mathbf{F}_{rub} + \mathbf{G} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{C}$ 、 $\mathbf{K}$ 分别为转子系统的质量、阻尼和刚度矩阵; $\mathbf{X}$ 为转子系统节点位移向量; $\mathbf{F}_b$ 、 $\mathbf{F}_u$ 、 $\mathbf{F}_{rub}$ 分别



(a) 碰磨转子动力学模型



(b) 滑动轴承结构及油膜力示意图

F_r 、 F_t —径向、切向油膜力; o_j 、 o_b —轴颈、轴承中心;

r 、 R —轴颈、轴承半径; φ 、 θ —轴颈中心方位与 x 、 y 轴夹角;

e —轴颈偏心距; ω —轴颈角速度; h —油膜间隙。

图1 碰磨转子系统结构示意图

为系统受到的轴承油膜作用力、不平衡力和碰磨力; $\mathbf{G}$ 为重力。将整个转子系统等效为3个节点,如图1a所示,分别位于两端轴承中心和轮盘中心处;将转轴质量等效至轴承两端处,计算得到等效质量分别为 m_1 和 m_3 ;转轴弯曲刚度分别为 k_1 和 k_3 ;轮盘质量为 m_2 ,阻尼系数为 c_2 ;发生碰磨时的等效刚度和阻尼分别为 k_{rub} 和 c_{rub} 。则有

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k_1 & 0 & -k_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & k_1 & 0 & -k_1 & 0 & 0 \\ -k_1 & 0 & k_1 + k_3 & 0 & -k_3 & 0 \\ 0 & -k_1 & 0 & k_1 + k_3 & 0 & -k_3 \\ 0 & 0 & -k_3 & 0 & k_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -k_3 & 0 & k_3 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{M} = \text{diag}[m_1, m_1, m_2, m_2, m_3, m_3] \quad (3)$$

$$\mathbf{X} = [x_1, y_1, x_2, y_2, x_3, y_3] \quad (4)$$

$$\mathbf{C} = \text{diag}[0, 0, c_2, c_2, 0, 0] \quad (5)$$

$$\mathbf{F}_b = [F_{Lx}, F_{Ly}, 0, 0, F_{Rx}, F_{Ry}] \quad (6)$$

$$\mathbf{F}_u = [0, 0, f_u \cos \omega t, -f_u \sin \omega t, 0, 0] \quad (7)$$

$$\mathbf{F}_{rub} = [0, 0, f_x, f_y, 0, 0] \quad (8)$$

$$\mathbf{G} = [0, -g, 0, -g, 0, -g] \quad (9)$$

式中: $\text{diag}[]$ 表示对角矩阵;下标 F_{Lx} 、 F_{Ly} 和 F_{Rx} 、

F_{Ry} 分别表示左、右轴承处 x 和 y 方向的油膜力分量;不平衡力 $f_u=m_2\Delta r\omega^2$ 。下面着重对式(1)中的非线性油膜力 F_b 和碰磨力 F_{rub} 进行介绍。

(1)非线性油膜力

雷诺边界下的油膜力方程可以表示为

$$\frac{\partial}{\partial x}\left(h^3\frac{\partial p}{\partial x}\right)+\frac{\partial}{\partial y}\left(h^3\frac{\partial p}{\partial y}\right)=6\eta U_j\frac{\partial h}{\partial x}+12\eta\frac{\partial h}{\partial t}$$
 (10)

式中: $h=c(1+\epsilon\cos\theta)$; c 为轴承与轴颈的半径间隙; $\epsilon=e/c$ 为偏心率; η 为润滑油黏度,轴颈速度为 $U_j=r\omega$ 。

油膜边界条件:①轴向方向,轴承两端压力为 0

$$p|_{y=\pm b/2}=0;\quad \frac{\partial p}{\partial y}|_{y=0}=0$$
 (11)

②圆周方向,采用 Reynolds 边界条件,在油膜起点 $\theta=0$ 处,取 $p=0$;油膜终点在发散区间内符合 $p=0$ 及 $\frac{\partial p}{\partial y}=0$ 。

在以往的碰磨转子系统数值计算中,大多采用长、短轴承模型^[15],该模型可以求出油膜力的理论解,但是由于对雷诺方程进行了较大的简化,所得结果并不能反映油膜力的真实情况。近年来,神经网络理论得到了突飞猛进的发展,其中 BP 神经网络由于具有逼近任意复杂非线性问题的特性,得到了大量的研究和应用。将神经网络与非线性油膜力相结合,可以兼顾非线性油膜力计算的效率和精确性^[16-17]。

本文参考文献[16]中的方法,根据上文给出的油膜边界条件建立滑动轴承非线性油膜力神经网络模型

$$[\bar{F}_r,\bar{F}_t]=f(\epsilon,\varphi,T)$$
 (12)

其中

$$F_r=\bar{F}_r(|A-Z|+|A+Z|)/2$$
 (13)

式中: F_r 、 F_t 分别为径向、切向非线性油膜力; $Z=2d\zeta/dt$; $A=\omega-2d\delta/dt$ 分别为轴心运动状态坐标; ϵ 、 φ 为轴承偏心率和轴心方位角; T 为轴心速度合成角度^[16]。

表 1 给出了本文采用的径向滑动轴承几何参数,图 2 给出了 BP 神经网络(NN)与有限差分法(FDM)计算的径向和切向油膜力对比。

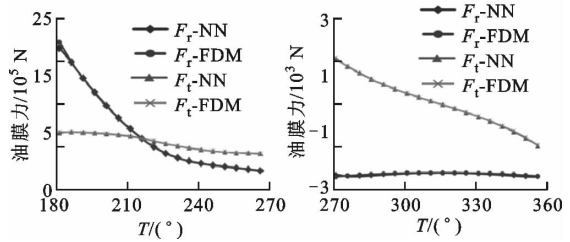
由图 2 可以看出:滑动轴承油膜力随着 T 和偏心率 ϵ 呈现强烈的非线性变化;采用神经网络计算得到的油膜力与有限差分法计算得到的结果非常接近,而前者计算效率大大提升。

(2)非线性碰磨力

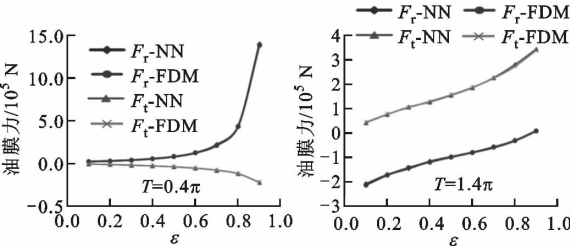
如前文所述,实际的碰磨过程非常复杂,涉及因

表 1 径向滑动轴承几何参数

参数	数值
轴承半径 R/m	0.05
轴承宽度 b/m	0.1
半径间隙 c/m	0.000 18
润滑油黏度 $\eta/(\text{Pa}\cdot\text{s})$	0.02



(a) F_r 和 F_t 随 T 变化曲线($\epsilon=0.5$)



(b) F_r 和 F_t 随 ϵ 的变化曲线($T=0.4\pi$ 和 1.4π)

图 2 采用有限差分法与 BP 神经网络模型计算的滑动轴承径向和切向油膜力对比($\theta=0^\circ$)

素众多,出于简化计算并突出主要问题的目的,仅考虑局部碰磨,且不考虑摩擦的热效应。许多研究中,将转静子的碰撞视为理想的弹性碰撞^[7],而实际的碰撞过程都会伴有一定的能量损失,通常考虑能量损失时法向接触力的计算有影响函数法和恢复系数法两种方法^[18],处理碰撞接触的情况多采用前者,该方法将碰撞时的接触作用等效为弹簧-阻尼力,碰撞力包含构件间相互切入产生的弹性力和相对速度产生的阻尼力,其作用力大小可表示为

$$f_{rub}=\begin{cases} 0, & h>h_0 \\ k_{rub}g_{i,j}^N-c_{rub,max}\text{step}(g_{i,j}^N,0,0,d_{max},1)g_{i,j}^N, & h\leq h_0 \end{cases}$$
 (14)

式中: h 、 h_0 分别为两碰撞物体之间的实际距离和初始距离; $g_{i,j}^N$ 为碰撞物体接触点法向距离; $\text{step}(\cdot)$ 为阶跃函数,表示接触过程中随着渗透距离的增加,阻尼逐渐增大,当渗透距离达到最大值 d_{max} 时有最大阻尼 $c_{rub,max}$ 。为了使碰撞过程中阻尼力连续,将 $\text{step}(\cdot)$ 函数定义为

$$\text{step}(x, x_0, h_0, x_1, h_1) = \begin{cases} h_0, & x \leq x_0 \\ h_0 + a\Delta^2(3 - 2\Delta), & x_0 \leq x \leq x_1 \\ h_1, & x \geq x_1 \end{cases} \quad (15)$$

式中: $a = h_1 - h_0$; $\Delta = (x - x_0) / (x_1 - x_0)$; 切向力采用经典的库仑摩擦定律, 接触碰撞等效弹簧阻尼模型中, 切向力满足

$$f_\tau = \mu f_{\text{rub}} \quad (16)$$

其中 μ 为库仑摩擦系数。如图 3 所示, α 为轮盘中心所在方位与 x 轴夹角。由法向和切向碰磨力计算式(14)(16)可得 x 和 y 方向碰磨力分量

$$\begin{cases} f_x = \mu f_{\text{rub}} \sin \alpha - f_{\text{rub}} \cos \alpha \\ f_y = \mu f_{\text{rub}} \cos \alpha + f_{\text{rub}} \sin \alpha \end{cases} \quad (17)$$

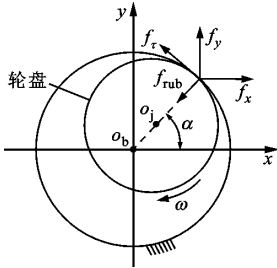


图 3 碰磨力分解示意图

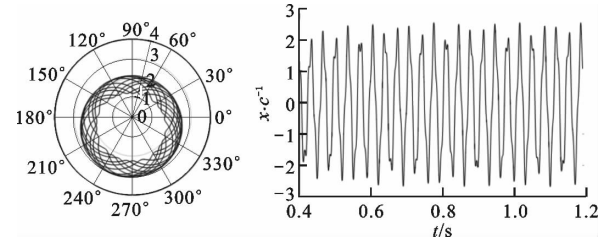
1.2 碰磨故障转子系统数值计算

碰磨转子系统的参数选取如下: $m_1 = 100 \text{ kg}$, $m_3 = 80 \text{ kg}$; $m_2 = 500 \text{ kg}$; $k_1 = k_3 = 3.5 \times 10^7 \text{ N/m}$; $c_2 = 2.3 \times 10^4 \text{ N} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1}$; $k_{\text{rub}} = 8 \times 10^8 \text{ N/m}$; $c_{\text{rub}, \max}$ 大小取 k_{rub} 的 0.5%, 即 $c_{\text{rub}, \max} = 4 \times 10^6 \text{ N} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1[19]}$; $d_{\max} = 0.2c = 36 \text{ } \mu\text{m}$; 碰磨时轴心运动半径 $r_{\text{rub}} = 1.3c$ 。

计算采用四阶龙格库塔法, 无量纲步长 $\tau = \omega \Delta t = 0.002\pi$ 。图 4 和图 5 给出了轮盘偏心距为 $0.8c$ 时考虑碰磨(设置碰磨边界)和不考虑碰磨两种情况下轮盘中心的运动轨迹和 0.8 s 时间内的时域信号图, 其中转子系统转速为 6000 r/min 。

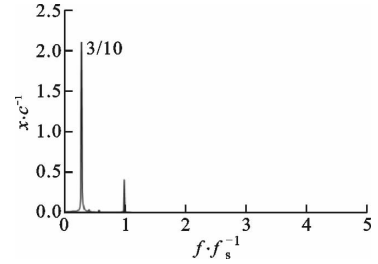
由图 4 和图 5 可以看出, 转子系统在 6000 r/min 和轮盘偏心距为 $0.8c$ 条件下, 当不设置碰磨边界时, 轮盘中心作拟周期运动, 以 c 为基准, 相对运动半径在 $1 \sim 3.5$ 之间; 当发生碰磨时 ($r_{\text{rub}} = 1.3c$, $d_{\max} = 0.2c$), 轮盘中心相对运动轨迹被限制在 $0 \sim 1.5$ 范围内, 拟周期运动消失且在边界处可以明显看出碰撞导致的响应轨迹突变。此外, 对比图 4 和图 5 中频谱图可知: 在其他参数不变的条件下, 非线性碰磨力增加了振动响应频谱中的低频和高频部分, 为碰磨故障的诊断提供了基础。仅通过观察时

域图和频谱图很难直接判断碰磨是否发生。为此, 下文基于时域统计分析和时频域小波分析对碰磨特征进行提取和筛选。



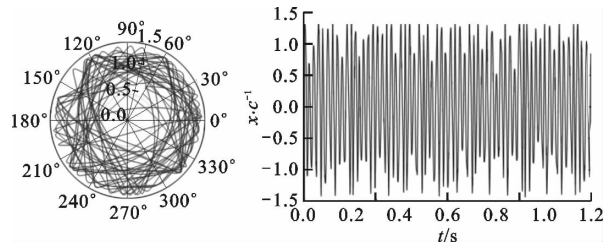
(a) 轮盘中心轨迹

(b) x 方向运动时域图



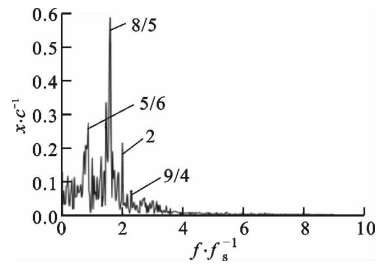
(c) 频谱图

图 4 不考虑碰磨轮盘中心轨迹、 x 方向运动时域图以及频谱图



(a) 轮盘中心轨迹

(b) 时域图



(c) 频谱图

图 5 考虑碰磨时轮盘中心轨迹、 x 方向运动时域图以及频谱图

2 碰磨故障特征提取

如前文所述, 对于信号的分析主要可分为时域分析、频域分析和时频域分析, 其中基于傅里叶变换的频域分析无法反映频域信号的时域特点, 且容易掩盖较小频率特征, 因此多适用于稳态信号分析。本节采用基于时域和时频域联合分析的特征提取方

法,融合两者所得到的故障特征形成总的碰磨故障特征空间,并在此基础上引入可分度函数分析各特征对碰磨故障识别的有效性,为后文碰磨故障诊断时特征的选取提供基础。

2.1 基于时域信号的统计特征分析

本节主要通过计算时域波形数据的统计指标,包括有量纲的指标和无量纲的指标,来得到信号在时域上的特征。有量纲指标通常会随负载、转速等条件变化而变化,因此本文采用无量纲的时域统计指标,包括偏度指标、峰度指标、波形指标、峰值指标、脉冲指标。下面对每个指标进行简单介绍。

(1) 偏度指标

$$C_w = \frac{\sqrt{n(n-1)}}{n-2} \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{3/2}} \quad (18)$$

偏度指标是信号三阶矩的无量纲统计平均,反映振动信号的非对称性,如果某一方向存在摩擦或者碰撞,造成振动波形的不对称,则偏度指标会增大。

(2) 峰度指标

$$C_q = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^2} \quad (19)$$

其无偏计算式为

$$C_{q,b} = \frac{n-1}{(n-2)(n-3)} ((n+1)C_q - 3(n-1)) + 3 \quad (20)$$

峰度指标是信号四阶矩的无量纲统计平均,对振动信号中的冲击特征很敏感,正常值在3左右,如果超过正常值较多,则说明机械振动信号中存在冲击性成分。

(3) 波形指标

$$S_f = \frac{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{1/2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i|} \quad (21)$$

波形指标表示实际波形与标准正弦波的差异和畸变,可用于低频领域故障的诊断。

(4) 峰值指标和脉冲指标

$$I_p = \frac{X_p}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{1/2}} \quad (22)$$

$$C_f = \frac{X_p}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i|} \quad (23)$$

式中: I_p 和 C_f 分别为峰值指标和脉冲指标,都是用来检测信号中是否存在冲击特征; X_p 为波形中的单峰最大值,实际计算时为了提高峰值的稳定性,采用绝对值最大的前10个峰值的平均值作为峰值 X_p 。

通过上述特征分析,得到振动信号的时域统计特征向量

$$\mathbf{X}_t = [C_w \ C_{q,b} \ S_f \ I_p \ C_f] \quad (24)$$

2.2 基于时频域信号的特征分析

时频域信号的特征分析主要采用基于小波变换的频带分析技术。该技术应用多分辨率分析和小波包分析,在感兴趣的频率范围内将信号分解为不同的频带范围,从而提取相应频带范围内的信息。

小波分析将时间序列 S 分解为低频信息 a_1 和低频信息 d_1 两部分,低频中失去的信息由高频捕获;下一层分解中,将低频信号 a_1 继续分解为低频部分 a_2 和低频部分 d_2 ,以此类推,可以进行更深层次的分解。小波包分解则不仅对低频部分进行分解,还对高频部分进行分解,通过 n 次分解,小波分析得到 $n+1$ 个子频带,小波包分析得到 2^n 个子频带,图6为3层小波包分解示意图:

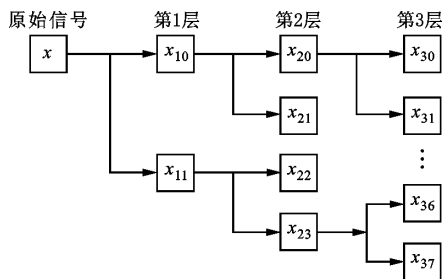


图6 信号的3层小波包分解结构示意图

通过对分解后的小波包系数进行信号重构,得到各子频带波形图,每一子频带反映了所在频率范围内的时域信号特征,图7为针对图5中碰磨信号在 $0 \sim 3f_s$ ($f_s = 100$ Hz为转动频率)频率范围内进行2层小波包分解重构示意图,其中 x 为原始信号, $x_{20} \sim x_{23}$ 分别为子频带信号重构图,对应的频率范围分别为 $[0, 3f_s/4)$ 、 $[3f_s/4, 3f_s/2)$ 、 $[3f_s/2, 9f_s/4)$ 、 $[9f_s/4, 3f_s]$ 。

小波包分解后的各频带包含有特定频率范围的时域信息,各频带内的信号能量代表了该频带信号的强度。特定故障通常会激发特定频率范围内的振动信号,通过适当的频带分解,尽可能的将故障信息划为同一频带内,则此时的频带能量分布即可作为故障的特征。

转子系统碰磨故障通常会激发高频率的振动,产生3倍频、4倍频甚至更高频率的振动分量^[17]。

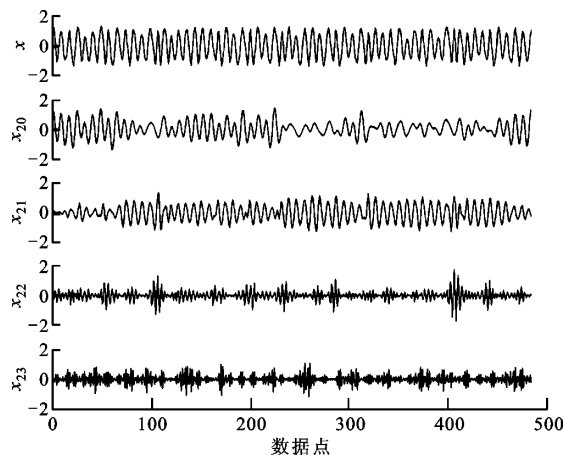


图 7 碰磨时轮盘中心时域信号 2 层小波包分解重构结果
($n=6\,000\text{ r/min}$, $\epsilon=0.8$)

为使得分析所需的频率范围包含足够的故障信息,将分解频率设置为 $0\sim6f_s$ 。此外,考虑到低频涡动成分(小于 1 倍频),采用 4 层小波包分解方法,将信号分解为 16 个频带,分别记为 $E_0, E_1, \dots, E_{15}$,单个频带宽度为 $0.375f_s$,之后计算各频带包含能量相对值,最终得到一组包含 16 个成分的向量

$$\mathbf{X}_{\text{tf}} = [E_0 \ E_1 \ \cdots \ E_{14} \ E_{15}] \quad (25)$$

2.3 碰磨故障特征相关性分析

上述基于时域的统计特征分析本质是一种整体分析,利用了不同时域统计指标对不同故障特征敏感性的不同进行故障识别;而基于时频域的小波变换则是针对关心的频带范围对信号能量特征进行提取,两者得到的特征各有侧重、互相补充,因此,本文融合时域和时频域特征最终得到总的碰磨故障特征空间。

结合式(24)和式(25),可得

$$\mathbf{X}_{\text{rub}} = [\mathbf{X}_t, \mathbf{X}_{\text{tf}}]_{1 \times 21} \quad (26)$$

$\mathbf{X}_{\text{rub}}$ 共包含 21 个特征分量,然而,并不是所有特征都包含与故障信号相关的信息,冗余特征会加大计算量和降低故障识别的可靠度。因此,有必要对故障特征空间中的成分进行相关性分析。

考虑由 n 维特征构成的两类训练样本集 Φ_1 和 Φ_2 ,两类样本集中对应的第 k 维特征的均值分别为 m_{1k} 和 m_{2k} ,方差分别为 σ_{1k}^2 和 σ_{2k}^2 ,定义特征可分度函数如下式

表 2 可分度函数值降序排列所得前 12 个特征

特征	$E_{2.25-2.625}$	$E_{2.625-3}$	$E_{3-3.375}$	$E_{0-0.375}$	$C_{\text{q,b}}$	$E_{3.75-4.125}$
可分度函数值	2.17	1.72	1.34	1.31	1.28	1.16
特征	S_f	$E_{1.5-1.875}$	$E_{0.375-0.75}$	C_w	C_f	I_p
可分度函数值	1.00	0.99	0.98	0.86	0.79	0.71

$$D_k = \frac{(m_{1k} - m_{2k})^2}{\sigma_{1k}^2 + \sigma_{2k}^2}, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (27)$$

D_k 值越大,表示第 k 个特征分量对区分 Φ_1 和 Φ_2 两类样本集的作用越大。通过该方法对式(26)中的所有特征分量进行计算,将计算结果从大到小进行排列,得到各特征对应的故障可分度,为后续碰磨故障识别提供参考。

基于上述原理,针对图 1 中滑动轴承单盘转子系统,分别在 $[4\,000, 7\,000]\text{ r/min}$ 和 $[0.6, 1.4]$ 范围内对转速和无量纲偏心矩 u 进行插值离散处理,计算考虑碰磨和不考虑碰磨情况下各 60 组系统运动数据,对得到的数据进行特征向量提取和特征相关性分析,最终得到所有特征的可分度函数值,按该值从大到小对特征排序,表 2 为前 12 个特征及对应的可分度函数值。

表中 E_{a-b} 表示 $[af_s, bf_s]$ 频带范围内的信号能量相对值, f_s 为转动频率。由表 2 中结果可知,按可分度函数值筛选后,与碰磨故障相关的特征主要包含在 $2f_s-4f_s$ 的高频带、 $0.375f_s-0.75f_s$ 的亚谐频带以及峰度、偏度、峰值和脉冲统计指标中。通过相关性分析,可以直观地看出各特征对故障识别的重要程度,过滤掉冗余特征,为下文碰磨故障识别提供有效的特征样本。

3 基于 SVM 的转子系统碰磨故障识别

本文采用基于支持向量机(SVM)的故障诊断模型对碰磨故障进行识别。SVM 是一类按监督学习的广义线性分类器,在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出特有的优势,具有较好的泛化能力。SVM 基本思想是在 N 维空间利用结构风险最小化原则设计最大间隔的分类面,使样本线性可分^[20]。

3.1 基于不同特征空间的碰磨故障识别

为了验证本文提出碰磨故障诊断方法,基于以下 3 种特征构造方法分别进行故障识别。

方法 1 基于时域统计特征的碰磨故障识别,对应特征空间为 $\mathbf{X}_t$,共包含 5 个特征。

方法 2 基于时频域子频带能量特征的碰磨故障识别,对应特征空间 $\mathbf{X}_{\text{tf}}$,共包含 16 个特征。

方法3 基于时域和时频域联合特征的碰磨故障识别,对应特征空间 $\mathbf{X}_{\text{rub}} = \mathbf{X}_t + \mathbf{X}_{\text{tf}}$,共包含21个特征。

通过对碰磨和正常情况下的时域信号进行处理,共得到128组样本数据,其中100组样本用来训练,包含故障样本57组和正常样本43组,28组样本用来对模型诊断效果进行验证。模型的建立基于Matlab自带的SVM工具箱,核函数采用高斯径向基函数,核宽度 $\sigma=1$ 。

为了减少样本差异性对诊断效果的影响,除了将28组样本进行一次整体验证,还从28组样本中随机抽取20组样本组成子集,共形成15个子集分别进行验证,因此3种方法分别进行了16次验证,所得结果如图8所示。

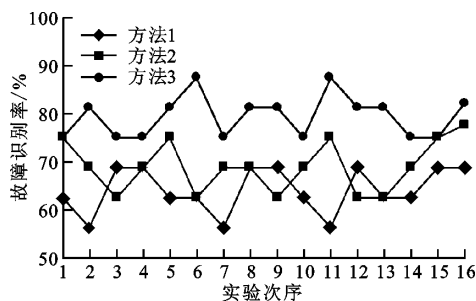


图8 3种特征提取方法下碰磨故障识别率

从图8中结果可以看出,计算可得对应的平均故障识别率分别为71.25%、75.13%和83.48%,特征提取方法3的整体碰磨故障识别率优于方法2和方法1,即子频带能量特征对于碰磨故障的识别效果优于统计特征,而两者的结合更有利于早期碰磨故障的识别。但另一方面,每个特征对故障的敏感性不同,冗余的特征甚至会降低故障的识别效果,因此有必要对故障特征空间进行二次分析,并在此基础上给出故障特征的优化组合方法。

3.2 基于特征可分度分析的碰磨故障识别

首先,按照表2中所列特征顺序对单特征值进行训练,之后对28组样本进行识别,所得前12个特征的故障识别率分布如图9所示,图10分别为特征1($E_{2.25-2.625}$)、3($E_{3-3.375}$)、6($E_{3.75-4.125}$)和10(C_w)的分类结果。

由图9可以看出,单个特征的故障识别率与该特征的位置线性相关,特征位置越靠后,单特征的故障识别率越低,但是局部存在故障识别率增加或持平,说明单特征的识别并不完全由可分度函数值决定。此外,由于验证样本数较少,图9中各特征故障识别率跳跃性较大,单个样本导致的识别率变化为 $1/28 \approx 3.6\%$,可能导致验证结果有一定的偏差。整

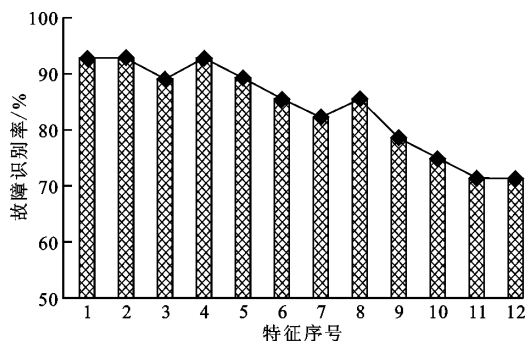


图9 前12个特征碰磨故障识别率

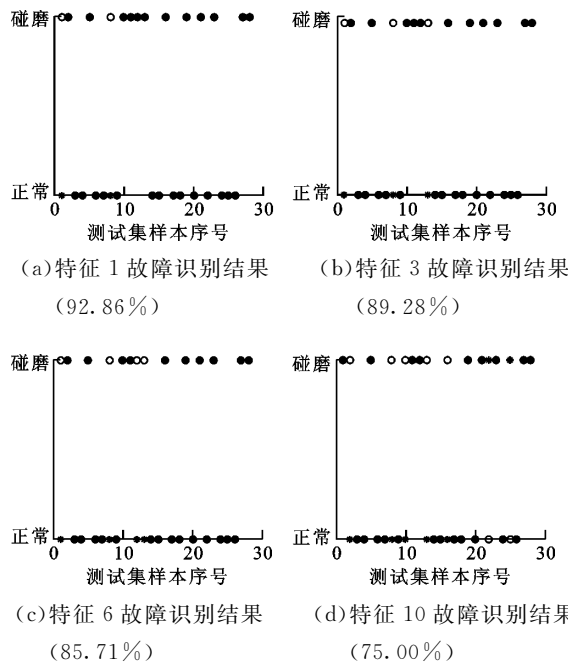


图10 特征1、3、6、10故障识别结果

体而言,可分度函数可以对各特征故障诊断的有效性进行较好的区分。

基于单特征的故障识别无法考虑多特征之间的相互联系,而组合特征可以实现更好的故障识别。对于多特征空间,基于可分度函数的故障特征提取方法对组合特征的选取具有一定的指导意义。为此,将排序后的所有特征分为区域Ⅰ和区域Ⅱ两个区域,前者包含排序后的前6个特征(参见表2),后者包含剩余15个特征。

分别在区域Ⅰ和区域Ⅱ中随机抽取2个特征进行组合,每个区域共抽取10组,分别采用各组特征进行故障识别,所得结果如图11所示。

类似地,在两个区域中取3个特征进行组合,得到各组特征故障识别结果。

由图11~图12中的结果可知,组合之后故障识别效果均较单特征得到了提高,其中基于区域Ⅰ的3特征组合平均识别率达到90%以上;此外,不

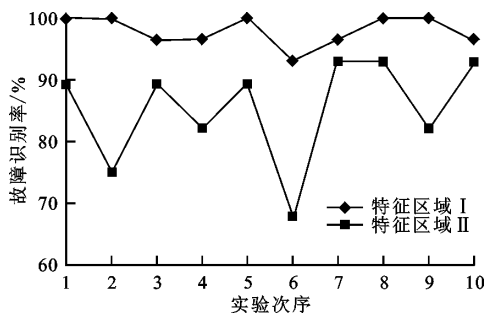


图 11 2 个组合特征故障识别结果

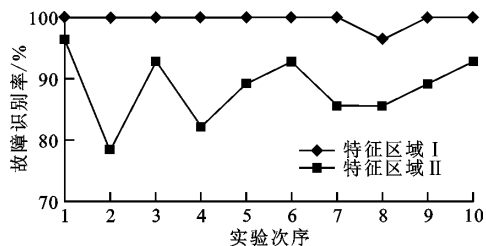


图 12 3 个组合特征故障识别结果

论两特征组合还是 3 特征组合,基于区域 I 中的组合特征故障识别率均要高于基于区域 II 的特征组合,即基于可分度函数的特征提取对组合特征的选取具有一定的指导意义。

4 结 论

本文基于对时域和时频域的联合分析,初步构建了转子系统碰磨故障特征空间,在此基础上,通过引入可分度函数将正常信号与故障信号统一分析,对各特征的可分度进行了计算和排序;最后,根据特征分析结果,采用 SVM 模型对碰磨故障进行了识别,结果验证了特征分析方法对碰磨故障识别的有效性。具体内容包括以下方面。

(1) 基于 BP 神经网络和影响函数法,建立了滑动轴承单盘转子单点碰磨故障动力学模型,并对碰磨故障进行了数值模拟。其中,引入 BP 神经网络构建滑动轴承非线性油膜力模型,兼顾了非线性油膜力计算的效率和精确度;同时,采用以影响函数法为基础的碰磨力模型来考虑转静子碰磨时法向的能量损失。

(2) 分别采用统计分析和小波包分解方法,对信号时域和时频域特征进行了提取,综合两者初步建立了碰磨故障的特征空间。在此基础上,定义可分度函数将正常信号和故障信号联合分析,从而表征特征与故障之间的关联性,并对特征空间进行可分度排序,为有效特征的选取提供指导。

(3) 引入 SVM 模型对转子系统故障状态进行

诊断,结果表明子频带能量特征对于碰磨故障的识别效果优于统计特征;而两者的结合更有利于早期碰磨故障的识别。在此基础上对上述故障特征分析方法进行了验证,结果表明:单特征的碰磨故障识别率与其可分度函数值呈正相关;组合特征识别效果要优于单特征,且高分度区域内的组合特征识别效果要明显优于低可分度区域,针对本文碰磨故障样本空间,高分度区域内 3 个随机特征组合平均故障识别率均在 90% 以上。本文的故障特征提取和分析方法可以有效地分析筛选对故障敏感的特征,提高故障诊断效果,为复杂故障的识别提供参考。

本文的研究针对碰磨早期的单点碰磨,通过对数值仿真结果进行验证提供了一种故障特征选取方法,所得结果为碰磨故障的早期诊断提供了一定的参考。对于复杂的局部碰磨和全局碰磨,数值仿真则无法反映真实的碰磨情况。后续还需采用实际的故障响应信号进行相关故障诊断研究,以使所得结果更加可靠。

参考文献:

- [1] 戈志华, 高金吉, 王文永. 旋转机械动静碰磨机理研究 [J]. 振动工程学报, 2003(4): 426-429.
GE Zhihua, GAO Jinji, WANG Wenyong. Study on rubbing mechanism of rotating machinery [J]. Journal of Vibration Engineering, 2003(4): 426-429.
- [2] 施维新. 汽轮发电机组振动及事故 [M]. 北京: 中国电力出版社, 1999: 104-105.
- [3] MUSZYNSKA A, GOLDMAN P. Chaotic responses of unbalanced rotor/bearing/stator systems with looseness or rubs [J]. Chaos Solitons & Fractals, 1995, 5 (9): 1683-1704.
- [4] 褚福磊, 张正松. 碰磨转子系统的混沌特性 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 1996, 36(7): 52-57.
CHU Fulei, ZHANG Zhengsong. Chaotic characteristics of rubbing rotor system [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 1996, 36(7): 52-57.
- [5] 罗跃纲, 李振平, 曾海泉, 等. 非线性刚度转子系统碰磨的混沌行为 [J]. 东北大学学报(自然科学版), 2002, 23(9).
LUO Yaogang, LI Zhenping, ZENG Haiquan, et al. Chaotic behavior of friction impact in nonlinear stiffness rotor system [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2002, 23(9): 895-898.
- [6] 张韬, 孟光. 具有初始弯曲和刚度不对称的转子碰磨现象分析 [J]. 上海交通大学学报, 2002, 36(6): 844-848.

- ZHANG Tao, MENG Guang. Analysis of rotor rubbing phenomenon with initial bending and stiffness asymmetry [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2002, 36(6): 844-848.
- [7] LIU Yang, XIN Xicheng, ZHAO Yulai, et al. Study on coupling fault dynamics of sliding bearing-rotor system [J]. Journal of Computational and Nonlinear Dynamics, 2019, 14(4): 1-11.
- [8] GOSWAMI J C, CHAN A K. Fundamentals of wavelets: theory, algorithms, and applications [M]. 2nd ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley & Sons, 2010: 142-144.
- [9] 胡三高, 安宏文, 马志勇, 等. 基于小波奇异值分析的汽轮机碰磨特征提取 [J]. 动力工程学报, 2013, 33(3): 184-188.
- HU Sangao, AN Hongwen, MA Zhiyong, et al. Feature extraction of rubbing fault for steam turbines based on wavelet singularity analysis [J]. Chinese Journal of Power Engineering, 2013, 33(3): 184-188.
- [10] 李录平, 邹新元, 陈荐, 等. 汽轮发电机组碰磨故障的典型特征研究 [J]. 振动、测试与诊断, 2001(4): 281-285.
- LI Luping, ZOU Xinyuan, CHEN Jian, et al. Study on typical characteristics of rubbing Fault of turbogenerator set [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2001(4): 281-285.
- [11] 周小祥, 陈尔奎, 刘立星, 等. 基于小波分析的汽轮机碰磨故障诊断 [J]. 汽轮机技术, 2006(3): 218-220.
- ZHOU Xiaoxiang, CHEN Erkui, LIU Lixing, et al. Fault diagnosis of rotating machinery rubbing based on wavelet analysis [J]. Turbine Technology, 2006(3): 218-220.
- [12] KURT M S, ENSARI T. Diabet diagnosis with support vector machines and multi-layer perceptron [C]//Proceedings of the Electric Electronics, Computer Science, Biomedical Engineerings Meeting. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 978-981.
- [13] VONG C M, WONG P K. Engine ignition signal diagnosis with wavelet packet transform and multi-class least squares support vector machines [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(7): 8563-8570.
- [14] ZHANG Jian, LI Yanjun, CAO Yuyuan, et al. Immune SVM used in wear fault diagnosis of aircraft engine [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics & Astronautics, 2017, 43(7): 1419-1425.
- [15] 孙保苍, 周传荣. 转子-滑动轴承非线性行为研究综述 [J]. 润滑与密封, 2002(4): 6-7.
- SUN Baocang, ZHOU Chuanrong. A summary of nonlinear dynamic behaviours of rotor/sliding bearing system [J]. Lubrication and Sealing, 2002(4): 6-7.
- [16] 秦平, 孟志强, 朱均. 滑动轴承非线性油膜力的神经网络模型 [J]. 摩擦学学报, 2002, 22(3): 226-231.
- QIN Ping, MENG Zhiqiang, ZHU Jun. Neural network model for nonlinear oil film force of journal bearings [J]. Tribology, 2002, 22(3): 226-231.
- [17] KALKAT M, YILDIRIM S, UZMAY I. Design of artificial neural networks for rotor dynamics analysis of rotating machine systems [J]. Mechatronics, 2005, 15(5): 573-588.
- [18] 张云波. 多体动力学接触与碰撞建模研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2007: 16-19.
- [19] 陈立平. 机械系统动力学分析及 ADAMS 应用教程 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 172-180.
- [20] NELLO C, JOHN S T. An introduction to support vector machines and other kernel-based [M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2007: 79-80.

(编辑 武红江)

(上接第 48 页)

- [15] 雷恒鑫, 刘惊雷. 基于行列联合选择矩阵分解的偏好特征提取 [J]. 模式识别与人工智能, 2017, 30(3): 279-288.
- LEI Hengxin, LIU Jinglei. Preference feature extraction based on column union row matrix decomposition [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2017, 30(3): 279-288.
- [16] KOHLER E, LI J Y, PAXSON V, et al. Observed structure of addresses in IP traffic [J]. ACM Transactions on Networking, 2006, 14(6): 1207-1218.
- [17] BEREZIN S P, JASIUL B, SZPYRKA M. An entropy-based network anomaly detection method [J]. Entropy, 2015, 17(4): 2367-2408.
- [18] RANSEWA S, ELZ N, THANON N, et al. Anomaly detection using source port data with Shannon entropy and EWMA control chart [C]//2018 18th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 596-601.

(编辑 陶晴)