光电子·激光
第33卷 第7期 2022年7月 Journal of Optoelectronics·Laser Vol.33 No.7 July 2022

DOI:10.16136/j.joel.2022.07.0317

基于增量二维主成分分析的非线性转子系统故障诊断方法

陈建恩[1,2]，何晓蕾[1]，刘 军[1,2*]，王肖锋[1,2]

(1.天津理工大学 机械工程学院 天津市先进机电系统设计与智能控制重点实验室,天津 300384；2.天津理工大学 机电工程国家级实验教学示范中心,天津 300384)

摘要:针对智能故障诊断实际应用中存在的故障样本难以大量获取、面对新增故障类别需要一个完整的再训练周期的实时性等问题,提出一种采用增量二维主成分分析(incremental two-dimensional principal component analysis,I2DPCA)对非线性裂纹转子系统进行故障诊断的方法。首先构建水平支撑的非线性裂纹转子系统模型及其动力学方程,分别探究不同裂纹深度和质量偏心参数时系统振动响应的变化特征。其次将时域振动信号归一化为图像样本,由I2DPCA算法提取具有高判别力的低维故障特征。在上述处理基础上,使用k-最近邻(k-nearest neighbor,KNN)分类算法进行识别率的计算。数值仿真及相关实验的研究结果表明,基于I2DPCA算法的故障诊断方法可以在高速区域及小样本情形下有效地区分不同故障状况的信号,为裂纹转子系统的早期故障诊断提供了新的检测策略。

关键词:裂纹转子；故障诊断；增量主成分分析；k-最近邻；图像处理

中图分类号:O322;TH17 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-0086(2022)07-0729-10

Method of fault diagnosis of nonlinear rotor system based on incremental 2D principal component analysis

CHEN Jian′en[1,2], HE Xiaolei[1], LIU Jun[1,2*], WANG Xiaofeng[1,2]

(1. Tianjin Key Laboratory for Advanced Mechatronic System Design and Intelligent Control,School of Mechanical Engineering,Tianjin University of Technology,Tianjin 300384, China; 2. National Demonstration Center for Experimental Mechanical and Electrical Engineering Education,Tianjin University of Technology,Tianjin 300384, China)

Abstract:In view of practical problems for the difficulty of obtaining large number of fault samples in the field of the intelligent fault diagnosis and problems of the real-time and so on for the need of a complete retraining period in the new fault categories,the new incremental 2D principal component analysis (I2DPCA) method of fault diagnoses is applied in the nonlinear cracked rotor system. Firstly,dynamics equations of a horizontally supported nonlinear rotor system with transverse cracks are established to investigate vibration varying characteristics of the system with different crack depths and mass eccentricity. Secondly,vibration signals in the time domain are normalized to image samples,and low dimension fault features with high discrimination are extracted by the I2DPCA algorithm. Based on the above treatment,the k-nearest neighbor (KNN) classification algorithm is used to calculate the recognition rate. The results of numerical simulations and related experiments show that the fault diagnosis method based on the I2DPCA can effectively distinguish signals of different fault conditions in high rotating speed zone and small samples situation,and provide a new detection strategy for the early diagnosis of cracked rotor systems.

* **E-mail**:2983571981@qq.com

收稿日期:2022-05-01 **修订日期**:2022-05-19

基金项目:国家自然科学基金(11872274)和天津市科研创新项目(2020YJSS052)资助项目

Key words: cracked rotor; fault diagnosis; incremental principal component analysis; k-nearest neighbor (KNN); image processing

1 引　言

转子系统作为旋转机械的重要组成部件，由于其自身的制造缺陷、安装误差，加之工作在高温、高压、高速及循环应力等恶劣环境下，往往容易萌生裂纹。裂纹的扩展是一个慢变过程，但当恶化到一定程度时所产生的突发性破坏是不可估量的。因此，对转子系统主要故障之一裂纹的诊断，尤其是在裂纹萌生初期阶段的实时诊断，其意义重大。

长期以来，国内外众多学者对裂纹转子系统中的复杂动力学行为进行了广泛的研究。杨丹等[1]构建了水平刚性支撑的裂纹 Jeffcott 模型，探讨不同裂纹深度对转子系统的动力学特征影响。EI-AREM[2]利用简化裂纹转子的数学模型，通过 Poincare 映射和分岔图等分析方法对系统的振动特性进行了分析。KHORRAMI 等[3]建立了刚性短支撑裂纹转子-盘-轴系统的动力学模型，采用改进的谐波平衡法研究了不同裂纹深度和裂纹位置等参数对系统的临界转速、超谐波分量及不平衡响应等振动特性的影响。

在故障诊断方法方面，主要有基于模型驱动[4,5]和数据驱动[6]两种方式。基于模型驱动进行故障诊断的方法因无法实现在线更新数据及适应复杂多变的工作环境，故而限制了其有效性和灵活性[7]；基于数据驱动的故障诊断方法则可以改善模型驱动方法的不足[8]。广泛地应用于状态监测系统中的故障诊断方法通常涉及两个主要步骤：特征提取/选择和故障检测/分类，其中从原始数据中提取具有代表性的故障特征尤为重要[9]。LIU 等[10]利用了集成经验模态分解法对去噪后的振动信号进行分解，后将分解得到的标准计算偏差绘制的曲线编码成数字序列作为故障特征进行识别。SAMPAIO 和 NICOLETTI[11]基于近似熵算法对裂纹转子系统在启动瞬态期间的垂直位移进行了探究。GRADZKI 等[12]对测得的裂纹轴轴承处振动信号进行了平方幅值增益预处理，后采用自相关函数及功率谱密度函数构建了新的故障诊断模型。

考虑到深度学习在处理大规模数据和学习多尺度、多层次及多等级表示等方面的优势[7]，涌现出了大量智能故障诊断方法[13-15]。SHAO 等[16]提出了一个具有 15 种不同激活函数的自动编码器集成模型，集成策略是基于不同权重的多数投票，该方法对轴承故障数据集的分类效果显著。OH 等[17]对振动传感器信号生成的振动图像进行了方向梯度直方图处理，将其结果输入到深度置信网络从而实现对振动图像更深层次的特征提取。鉴于各类智能故障诊断模型需要预先获得足够的监督样本进行训练，而实际操作中机器通常处于健康状态，带有标签的故障样本比较稀少且难以采集，其样本数量不足以建立一个有效、可靠的诊断模型。当机器工况改变时，由源域训练得到的模型内部参数已确定而不再具备对新工况样本的在线学习能力。

针对上述问题，本文采用增量二维主成分分析方法[18]（incremental two-dimensional principal component analysis，I2DPCA）对非线性裂纹转子的故障信号进行特征提取。在特征提取前并不需要预先获取所有的训练样本，而是以迭代估计的方式对顺序获取的数据进行增量计算，诊断模型也随之在线更新包含新的故障信息，体现出显著的实时性和自适应优势。在获得故障特征的基础上，采用 k-最近邻（k-nearest neighbor，KNN）算法对代表系统不同健康状态的故障特征进行分类识别，从而实现裂纹转子系统的在线故障诊断。为了验证提出的裂纹转子故障检测方法的有效性，构建了转子实验平台，并使用具有不同裂纹深度的转轴的实验数据进行了检验，结果表明采用 I2DPCA 方法能可靠有效地实现裂纹故障检测。

2　裂纹转子模型及动力学方程

2.1　非线性裂纹转子系统的动力学模型

构建具有横向裂纹的转子模型示意图，如图 1 所示。质量为 m、偏心量为 e 的刚性圆盘安装在转轴中央，且在重力作用下产生静挠度 δ_s，裂纹位于靠近圆盘根部的转轴处，系统阻尼为 c。

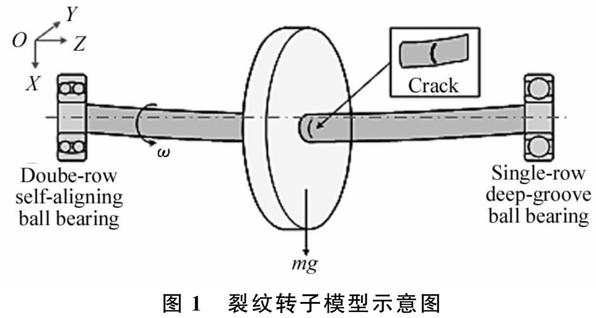


图 1　裂纹转子模型示意图

Fig. 1　Schematic diagram of the cracked rotor model

当转轴两端均由双列自调心轴承支撑（力学模

型为简支撑）时，根据拉格朗日法建立裂纹转子系统的动力学方程表示为：

$$\begin{cases} m\ddot{x}+c\dot{x}+k_{xx}x+k_{xy}y=me\omega^2\cos(\omega t+\varphi_0)+mg \\ m\ddot{y}+c\dot{y}+k_{yy}y+k_{yx}x=me\omega^2\sin(\omega t+\varphi_0) \end{cases}, \tag{1}$$

式中，k_{xx}、k_{yy}、k_{xy} 及 k_{yx} 分别为裂纹轴在固定坐标系中的刚度系数，ω 为转子速度，t 为时间，φ_0 为质量不平衡方向初始相位角。

当转轴两端分别由双列自调心轴承和单列深沟球轴承支撑（力学模型为固定支撑）时，由于后者存在着对转轴径向倾斜转动的约束，故系统运转时诱导产生非线性弹簧恢复力 N_x 和 N_y[19]，使得转子系统呈现非线性振动特性。

2.2　裂纹模型

转子系统中裂纹周期性地开合将影响转轴的刚度变化，进而影响整个系统的动力学特性。综合模型[20]较全面地反映了裂纹的全开、全闭及两者之间的过渡过程，裂纹转子的剖面图及相关参数示意图如图 2 所示。

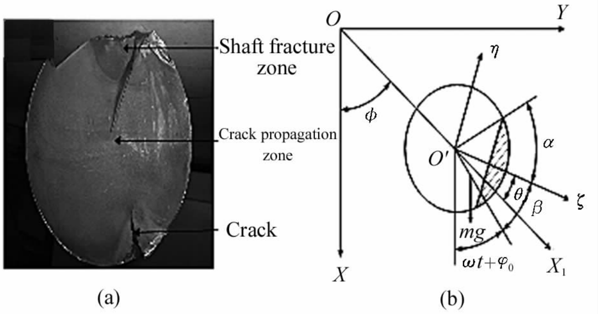


图 2　裂纹转子剖面及相关参数示意图：（a）剖面图；（b）参数示意图

Fig. 2　Cross-section and schematic diagram of parameters of cracked rotor: (a) Cross-section; (b) Schematic diagram of parameters

综合模型的数学表达式[20]表示为：

$$f(\theta)=\begin{cases} 1 & -\dfrac{\pi}{2}+\alpha\leq\theta\leq\dfrac{\pi}{2}-\alpha \\ \dfrac{1}{2}\left(1+\cos\dfrac{\theta+\alpha-\pi/2}{2\alpha}\pi\right) & \dfrac{\pi}{2}-\alpha\leq\theta\leq\dfrac{\pi}{2}+\alpha \\ 0 & \dfrac{\pi}{2}+\alpha\leq\theta\leq\dfrac{3\pi}{2}-\alpha \\ \dfrac{1}{2}\left(1+\cos\dfrac{\theta-\alpha-3\pi/2}{2\alpha}\pi\right) & \dfrac{3\pi}{2}-\alpha\leq\theta\leq\dfrac{3\pi}{2}+\alpha \end{cases}, \tag{2}$$

式中，α 为裂纹角，θ 为转涡差角，其值 $\theta=\omega t+\varphi_0+\beta-\Psi$。

2.3　刚度模型

在转轴水平支撑和考虑圆盘质量的条件下，裂纹周期性开合的过程中转轴的刚度变化主要表现在裂纹扩展的法向方向，而切向方向的刚度变化量可以忽略不计，即有 $\Delta k=\Delta k_\zeta$。基于上述分析，裂纹转子在转动坐标系 $O'\zeta\eta$ 中的刚度矩阵 $\boldsymbol{K}$ 表示为[6]：

$$[\boldsymbol{K}]=\begin{bmatrix} k_0 & 0 \\ 0 & k_0 \end{bmatrix}-f(\theta)\begin{bmatrix} \Delta k & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \tag{3}$$

式中，k_0 为无裂纹时的刚度值，Δk 为系统刚度变化量，$f(\theta)$ 为裂纹开关函数。

利用坐标变换矩阵 $\boldsymbol{T}$ 求得裂纹转子在固定坐标系 Oxy 中的刚度表示为：

$$\begin{bmatrix} k_{xx} & k_{xy} \\ k_{yx} & k_{yy} \end{bmatrix}=\boldsymbol{T}^{-1}\times[\boldsymbol{K}]\times\boldsymbol{T}, \tag{4}$$

式中，$\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix} \cos(\theta+\Psi) & \sin(\theta+\Psi) \\ -\sin(\theta+\Psi) & \cos(\theta+\Psi) \end{bmatrix}$。

2.4　非线性弹簧恢复力模型

考虑由非线性弹簧恢复力引起的转子系统势能 V，其表达式为[19]：

$$V=\varepsilon_{30}x^3+\varepsilon_{21}x^2y+\varepsilon_{12}xy^2+\varepsilon_{03}y^3+\beta_{40}x^4+\beta_{31}x^3y+\beta_{22}x^2y^2+\beta_{13}xy^3+\beta_{04}y^4, \tag{5}$$

式中，β_{ij}（i、j 是常数）是对称项非线性系数，ε_{ij} 是非对称项非线性系数。

对式(5)取偏微分，求得非线性恢复力 N_x 和 N_y 的表达式为：

$$\begin{aligned} N_x&=3\varepsilon_{30}x^2+2\varepsilon_{21}xy+\varepsilon_{12}y^2+4\beta_{40}x^3+3\beta_{31}x^2y+2\beta_{22}xy^2+\beta_{13}y^3 \\ N_y&=\varepsilon_{21}x^2+2\varepsilon_{12}xy+3\varepsilon_{03}y^2+\beta_{31}x^3+2\beta_{22}x^2y+3\beta_{13}xy^2+4\beta_{04}y^3 \end{aligned}。 \tag{6}$$

2.5　无量纲的非线性裂纹转子动力学方程

对式(1)进行无量纲处理，并结合式(2)、(4)和(6)，最终得到非线性裂纹转子系统的动力学方程表示为：

$$\begin{cases} \ddot{X}+2\zeta\dot{X}+X-f\bar{K}[\cos^2(\theta+\Psi)X+\sin(\theta+\Psi)\times \\ \cos(\theta+\Psi)Y]+N_x=1+E\bar{\omega}^2\cos(\bar{\omega}\tau+\varphi_0) \\ \ddot{Y}+2\zeta\dot{Y}+Y-f\bar{K}[\sin^2(\theta+\Psi)Y+\sin(\theta+\Psi)\times \\ \cos(\theta+\Psi)X]+N_y=E\bar{\omega}^2\cos(\bar{\omega}\tau+\varphi_0) \end{cases}, \tag{7}$$

式中，$\bar{\omega}=\omega/\omega_0$，$\bar{K}=\Delta k/k_0$，$E=e/\delta_s$，$\omega_0=\sqrt{k_0/m}$，$\delta_s=mg/k_0$，$X=x/\delta_s$，$Y=y/\delta_s$，$\tau=\omega_0 t$，$\zeta=c/2m\omega_0$，$\dot{X}=\dfrac{\dot{x}}{\delta_s\omega_0}$，$\ddot{X}=\dfrac{\ddot{x}}{\delta_s\omega_0^2}$，$\dot{Y}=\dfrac{\dot{y}}{\delta_s\omega_0}$，$\ddot{Y}=$

$\frac{\ddot{y}}{\delta_s\omega_0^2}$。

为方便后续表述,式中变量上标"－"均被省略。

3　I2DPCA 算法

设顺序获取的数据序列样本表述为 $\boldsymbol{F}'(i)(i=1,2,\cdots,n)$($\boldsymbol{F}'(i)$表示第 i 个样本),将其分别进行中心化处理,则 n 个样本的协方差矩阵表示为:

$$\boldsymbol{S}(n)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(i)\boldsymbol{F}(i),\tag{8}$$

式中,$\boldsymbol{F}(i)$ 为前 n 个样本中的第 i 个中心化样本矩阵,其值 $\boldsymbol{F}(i)=\boldsymbol{F}'(i)-\bar{\boldsymbol{F}}(n)$。$\bar{\boldsymbol{F}}(n)$ 为前 n 个样本的均值矩阵,其值 $\bar{\boldsymbol{F}}(n)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{F}'(i)$。

当新增第 $n+1$ 个样本 $\boldsymbol{F}'(n+1)$时,相应地进行均值矩阵的更新和样本数据的中心化处理。样本均值矩阵的增量迭代表达式为:

$$\bar{\boldsymbol{F}}(n+1)=\frac{n}{n+1}\bar{\boldsymbol{F}}(n)+\frac{1}{n+1}\boldsymbol{F}'(n+1)。\tag{9}$$

为了避免直接对 $\boldsymbol{S}(n)$(即式(8))进行特征值和特征向量的求解,引入一个中间变量 $\boldsymbol{v}(n)$,其表示为:

$$\boldsymbol{v}(n)=\lambda\boldsymbol{\alpha}(n)+\boldsymbol{S}(n)\boldsymbol{\alpha}(n),\tag{10}$$

式中,$\boldsymbol{\alpha}(n)$为 $\boldsymbol{S}(n)$对应于特征值 λ 的特征向量。

结合式(8),$\boldsymbol{v}(n)$可表示为:

$$\boldsymbol{v}(n)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(i)\boldsymbol{F}(i)\boldsymbol{\alpha}(n)。\tag{11}$$

基于 $\lambda=\|\boldsymbol{v}\|$ 和 $\alpha=\frac{\boldsymbol{v}}{\|\boldsymbol{v}\|}$,当 $\boldsymbol{\alpha}(n+1)$收敛时,其值表示为:

$$\boldsymbol{\alpha}(n+1)\approx\boldsymbol{\alpha}(n)=\frac{\boldsymbol{v}(n)}{\|\boldsymbol{v}(n)\|}。\tag{12}$$

结合式(11)和(12),求得估计向量 $\boldsymbol{v}(n+1)$的增量递归式表示为:

$$\boldsymbol{v}(n+1)=\frac{1}{n+1}\sum_{i=1}^{n+1}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(i)\boldsymbol{F}(i)\frac{\boldsymbol{v}(n)}{\|\boldsymbol{v}(n)\|}=\frac{n}{n+1}\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(i)\boldsymbol{F}(i)\frac{\boldsymbol{v}(n)}{\|\boldsymbol{v}(n)\|}+\frac{1}{n+1}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(n+1)\boldsymbol{F}(n+1)\frac{\boldsymbol{v}(n)}{\|\boldsymbol{v}(n)\|}=\frac{n}{n+1}\boldsymbol{v}(n)+\frac{1}{n+1}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(n+1)\boldsymbol{F}(n+1)\frac{\boldsymbol{v}(n)}{\|\boldsymbol{v}(n)\|}。\tag{13}$$

在迭代过程中,为了调整新增的中心化样本 $\boldsymbol{F}(n+1)$与历史估计向量 $\boldsymbol{v}(n)$之间的权重,引入遗忘参数 l,因此式(13)改写为式(14):

$$\boldsymbol{v}(n+1)=\frac{n-1}{n+1}\boldsymbol{v}(n)+\frac{1+l}{n+1}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(n+1)\boldsymbol{F}(n+1)\frac{\boldsymbol{v}(n)}{\|\boldsymbol{v}(n)\|}。\tag{14}$$

式(14)仅表达了第1阶估计向量随样本数更新的增量递推关系,即解决的只是第1主成分的估算问题。当计算其他高阶($k+1$)估计向量时,应将第 $n+1$ 个样本的第 k 阶主成分的输入 $\boldsymbol{F}_k(n+1)$,减去其在第 k 阶估计向量 $\boldsymbol{v}_k(n+1)$上的投影,所得残差作为第$k+1$阶主成分的输入$\boldsymbol{F}_{k+1}(n+1)$,其表达式为:

$$\boldsymbol{F}_{k+1}(n+1)=\boldsymbol{F}_k(n+1)-\boldsymbol{F}_k(n+1)\frac{\boldsymbol{v}_k(n+1)}{\|\boldsymbol{v}_k(n+1)\|}\times\frac{\boldsymbol{v}_k^{\mathrm{T}}(n+1)}{\|\boldsymbol{v}_k(n+1)\|},\tag{15}$$

式中,初值 $\boldsymbol{F}_1(n+1)=\boldsymbol{F}(n+1)$。

结合式(15),式(14)可更新为式(16):

$$\boldsymbol{v}_{k+1}(n+1)=\frac{n-l}{n+1}\boldsymbol{v}_{k+1}(n)+\frac{1+l}{n+1}\boldsymbol{F}_{k+1}{}^{\mathrm{T}}(n+1)\boldsymbol{F}_{k+1}(n+1)\frac{\boldsymbol{v}_{k+1}(n)}{\|\boldsymbol{v}_{k+1}(n)\|}。\tag{16}$$

利用式(16)迭代计算出前 k 个最大特征值所对应的特征向量构成投影矩阵 $\boldsymbol{W}$,其表达式为:

$$\boldsymbol{W}=[\boldsymbol{\alpha}_1,\boldsymbol{\alpha}_2,\cdots,\boldsymbol{\alpha}_k]=\left[\frac{\boldsymbol{v}_1}{\|\boldsymbol{v}_1\|},\frac{\boldsymbol{v}_2}{\|\boldsymbol{v}_2\|},\cdots,\frac{\boldsymbol{v}_k}{\|\boldsymbol{v}_k\|}\right]。\tag{17}$$

将中心化后的数据序列样本 $\boldsymbol{F}(i)$在投影矩阵 $\boldsymbol{W}$ 上投影,得其特征矩阵 $\boldsymbol{Z}(i)$表示为:

$$\boldsymbol{Z}(i)=\boldsymbol{F}(i)\boldsymbol{W}。\tag{18}$$

4　裂纹转子系统的振动特征

4.1　裂纹深度对系统振动特征的影响

取不同的裂纹角 α 表示裂纹深度的变化。基于模型的动力学方程式(7),设定各仿真参数值为 $\varphi_0=0$,$E=0.1$、$\zeta=0.05$、$\beta=0$、$\beta_{40}=\beta_{04}=0.2$、$\beta_{22}=-0.4$、$\beta_{31}=\beta_{13}=0$、$\varepsilon_{30}=\varepsilon_{21}=\varepsilon_{12}=\varepsilon_{03}=0.1$[21],裂纹深度分别为 $\alpha=0$、$\pi/6$、$\pi/4$ 及 $\pi/3$ 时的转子系统振动响应曲线,如图3所示。横坐标表示转速 ω,纵坐标表示振幅 $R=\sqrt{X^2+Y^2}$。图3中,a 和 b 两点分别对应低速共振区 $\omega=0.68$ 和高速非共振区 $\omega=3.2$。

分析图3的响应曲线可知,无论是否存在裂纹,系统均出现主谐波共振和分数谐波共振现象,但随着裂纹的萌生和进一步的扩展,系统在 $\omega=0.7$、$\omega=0.47$ 及 $\omega=0.35$ 等位置处呈现超谐波共振的特性。随着裂纹扩展程度的恶化,在1/2次分数谐波共振

区处系统响应向高速区方向进一步推移。不论是在主临界转速,还是在亚临界转速或超临界转速,裂纹深度的扩大导致系统振幅均有不同程度的升高,这一现象在上述各共振区表现尤为突出。

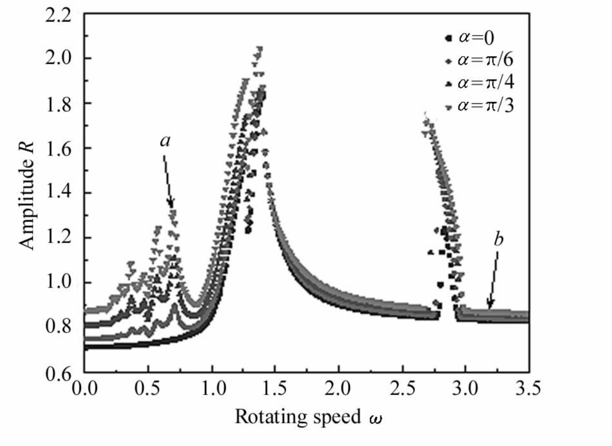


图 3　具有不同裂纹深度的转子系统振动响应曲线

Fig. 3　Vibration response curves of rotor system with different crack depths

为了更全面、直观了解系统的振动状态,需要提取多个能够有效地表征具有不同裂纹深度的转子系统故障特征参数,如表 1 所示。

由表 1 分析可得,当系统运行于 a 点时,除均方值这一指标之外其余各指标值都随着裂纹的加深有不同程度的增大,其中方差值在裂纹萌生初期相比无裂纹状态时期有显著变化,说明该指标对低速状态下的早期裂纹故障极其敏感。均方值在裂纹初期出现升高,之后随着裂纹程度的恶化而降低,呈现先增后减的趋势,表明低速状态时其值走势可以用来预测系统的未来健康状况。当系统处于 b 点时,方差值和波形因子值在不同裂纹深度时基本保持不变,其余各值均有小幅度的升高。对比 a 和 b 两点处各特征参数值发现,同一指标值在不同程度的裂纹故障状态时低速区比高速区的可区分性更强,使得低速区尤其是超谐波共振区的故障识别任务易于高速区。

表 1　具有不同裂纹深度的转子系统故障特征参数

Tab. 1　Fault characteristic parameters of rotor system with different crack depths

Rotating speed	Crack depth	Peak value	Mean square value	Variance	Peak2-Peak	Kurtosis	Skew-ness	Clearance factor	Shape factor	Impulse factor	Crest factor	Kurtosis factor
0.68 (point a)	0	0.740	0.710	0.0005	0.061	0.255	0.358	1.043	1.000	1.043	1.043	1.004
	π/6	0.847	0.715	0.005	0.218	0.279	0.378	1.184	1.004	1.182	1.177	1.036
	π/4	1.020	0.711	0.027	0.544	0.359	0.434	1.436	1.026	1.417	1.381	1.202
	π/3	1.212	0.678	0.082	0.933	0.518	0.531	1.789	1.078	1.712	1.588	1.527
3.20 (point b)	0	0.828	0.701	0.008	0.249	0.268	0.365	1.181	1.008	1.177	1.168	1.060
	π/6	0.837	0.708	0.008	0.253	0.280	0.376	1.183	1.008	1.178	1.169	1.061
	π/4	0.851	0.718	0.008	0.260	0.297	0.394	1.185	1.008	1.180	1.171	1.063
	π/3	0.865	0.729	0.009	0.266	0.316	0.412	1.187	1.008	1.182	1.172	1.064

4.2　质量偏心位置对系统振动特征的影响

由于制造、安装等多种原因导致的系统不平衡因素,会对裂纹故障检测造成干扰。基于式(7),不平衡相角 β 分别取值为 0、$\pi/2$ 和 π,$\alpha=0$,其他参数保持不变,转子系统振动响应曲线如图 4 所示。c 和 d 两点分别对应 $\omega=0.68$ 和 $\omega=3.2$。

分析图 4 的响应曲线可知,随着 β 值的增大,系统在 $\omega=0.35$、0.47、0.7、1.4 及 2.8 等谐波共振区的振幅均有不同程度的降低。当 $\beta=\pi$ 时,1/2 次分数谐波共振被显著抑制,这成为质量偏心位置对裂纹转子系统振动影响的一个重要判断依据。

提取不同 β 值的转子系统故障特征参数,如表 2 所示。分析发现,随着 β 值的增大,峰值、峰峰值和峰值因子等指标均呈现减小趋势,表明质量偏心与裂

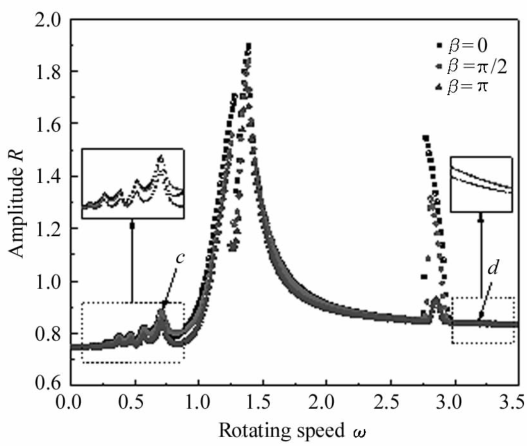


图 4　具有不同不平衡相位角的转子系统振动响应曲线

Fig. 4　Vibration response curves of rotor system with different unbalanced phase angles

纹的相对位置会削弱转子系统的振动响应。尤其当两者反向即 $\beta=\pi$ 时,系统振幅被显著抑制。峭度和斜度在 c 和 d 两点处的变化趋势相反。c 点处峰值、峰峰值、脉冲因子及峰值因子等指标对不平衡相位角 β 值的变化相对敏感。d 点处各指标值相对集中,使得高速状态比低速状态的诊断难度更大。

表 2　具有不同不平衡相位角的转子系统故障特征参数

Tab. 2　Fault characteristic parameters of rotor system with different unbalanced phase angles

Rotating speed	Unbalanced phase angle	Peak value	Mean square value	Variance	Peak2-Peak	Kurtosis	Skew-ness	Clearance factor	Shape factor	Impulse factor	Crest factor	Kurtosis factor
0.68 (point c)	0	0.847	0.715	0.005	0.242	0.279	0.379	1.185	1.005	1.182	1.176	1.038
	$\pi/2$	0.839	0.716	0.004	0.212	0.277	0.377	1.161	1.004	1.158	1.154	1.031
	π	0.803	0.716	0.003	0.174	0.274	0.376	1.130	1.003	1.128	1.124	1.025
3.20 (point d)	0	0.841	0.709	0.008	0.256	0.281	0.378	1.184	1.008	1.179	1.170	1.063
	$\pi/2$	0.840	0.711	0.008	0.250	0.283	0.380	1.180	1.008	1.176	1.167	1.060
	π	0.831	0.714	0.007	0.241	0.285	0.383	1.172	1.007	1.168	1.160	1.055

5　基于 I2DPCA 的裂纹故障诊断

5.1　建立裂纹故障数据库

由前章分析可得,高速非共振区比低速共振区进行裂纹故障检测任务的难度更大。此外,旋转机械为追求高效及高精度,工作频段常选择高速区段,故本研究选取高速状态时具有不同裂纹深度且受质量偏心影响的转子系统的振动信号样本组成裂纹故障数据集,验证所提方法的有效性。

设定不平衡相角 $\beta=\pi/4$,裂纹深度分别为 $\alpha=0$、$\pi/6$、$\pi/4$ 及 $\pi/3$,其他参数保持不变。基于数值仿真结果,建立非线性裂纹转子系统的振动特征数据样本。考虑到实际的转子系统中掺杂的高、低频及随机噪声,故将所得仿真信号加入噪声,之后利用小波法进行降噪处理。

在降噪信号中截取长度为 L 时间段的振动信号,用最大最小归一化方法对信号样本进行规范化处理,图像像素设置为 16×32,所得序列记作 $\boldsymbol{F}'(i)$ ($i=1,2,\cdots,n$)。按上述步骤,可依次获取图像样本 $\boldsymbol{F}'(1)$、$\boldsymbol{F}'(2)$、$\cdots\boldsymbol{F}'(n)$,组成裂纹故障数据库 A。计算各序列样本 $\boldsymbol{F}'(i)$,按表 1 的故障特征指标组成裂纹故障数据库 B。裂纹故障数据库的建立流程如图 5 所示。

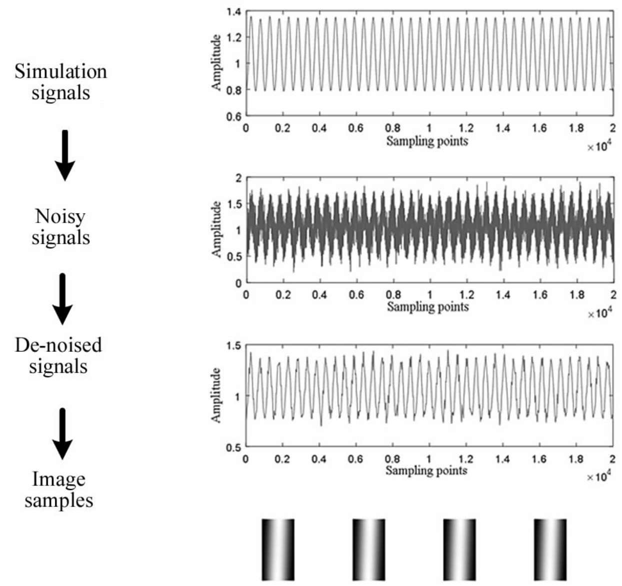


图 5　裂纹故障数据库的建立流程

Fig. 5　Establishment process of crack fault database

5.2　对比实验

在使用 I2DPCA 算法对不同健康状况的样本进行特征提取的基础上,采用 KNN 分类算法进行故障识别。

以归一化的振动序列组成的转子系统裂纹故障数据集 A 为实验对象，探索不同主成分个数（number of principle components，NPC）和样本数对分类率的影响，其结果如表 3 所示。

表 3　NPC 和样本数对分类率的影响（数据集 A）

Tab. 3　The effect of NPC and number of samples on classification rate in fault database-A

NPC	Number of samples (×4)				
	250	500	750	1 000	1 500
1	0.654	0.667	0.678	0.683	0.696
2	0.890	0.904	0.914	0.920	0.920
3	0.947	0.962	0.978	0.978	0.978
4	0.989	0.992	0.991	0.992	0.992

由表 3 分析得出，使用 I2DPCA 方法提取样本的前 4 阶主成分，分类率可高达 99.2%。在提取相同 NPC 的前提下，分类率随着训练样本数的增加呈现不同幅度的上升趋势，但当样本数增加到一定程度后分类率会出现微小的上下波动或者不变的情形。当训练样本数一定时，较多 NPC 提取的特征因包含更多故障信息而使得分类率提高，且样本数的增多促使提取较少 NPC 也能达到可观的分类率。

由于所用方法为增量式学习，其收敛性能决定了故障特征提取和后续分类识别的准确性。为验证 I2DPCA 算法增量递推估算的可靠性，对其进行收敛率实验。收敛率定义为：$\| \boldsymbol{v}_i \| / \lambda_i$，其中 $\| \boldsymbol{v}_i \|$ 表示估计特征值，λ_i 表示真实特征值。收敛率越接近 1，代表收敛性能越佳。收敛率实验如图 6 所示。分析图 6 可得，随着训练样本数的增多，前 4 阶特征值的收敛率均逐渐收敛至 1。当训练样本数增至 500 时，前4阶特征值的收敛率处于区间0.98—1.02，表明 I2DPCA 算法在小样本数据下具有较好的收敛性能，能够满足裂纹故障的特征提取需求。

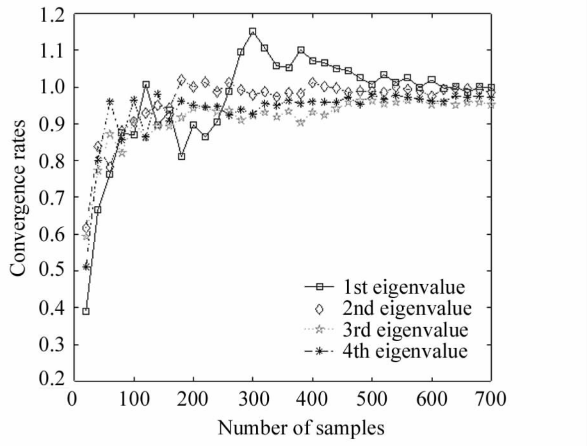
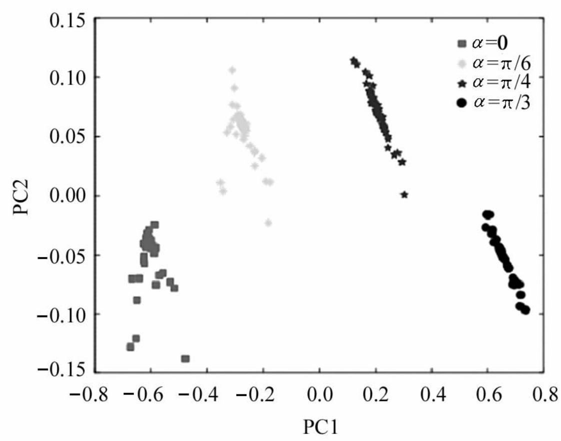


图 6　特征值的收敛率实验（数据集 A）

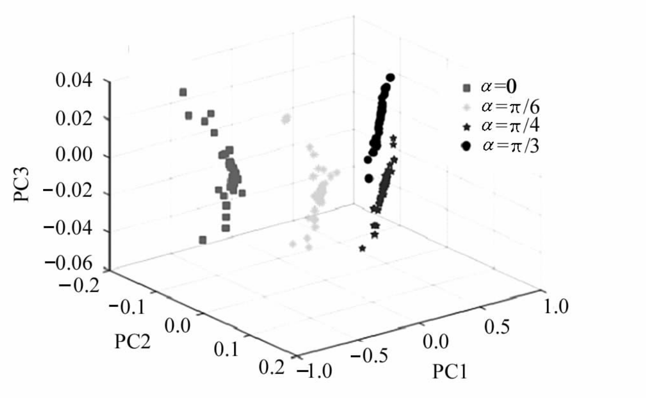
Fig. 6　The convergence rates experiment of eigenvalues in fault database-A

在增量式学习的基础上，将提取的故障特征进行可视化表达。图 7 中（a）与（b）分别表示提取故障样本前 4 阶主成分特征后各类样本在二维和三维空间的可视化图像。图 7 结果体现了同类健康状况的聚类性和异类健康状况的区分性，反映了 I2DPCA 方法可以有效地进行增量式故障特征的提取。

相对于直接使用机器学习算法对振动信号序列进行特征提取（如故障数据集 A），从原始振动信号中人为提取诸如表 1 的各种故障特征参数（如故障数据集 B），而后采用机器学习算法对各种特征参数构成的高维空间进行特征提取，即间接法[13]。为探究该方法进行故障诊断的效果，对裂纹故障数据集 B 进行分类率实验和学习特征可视化实验，分别如表 4 和图8所示。由表4可得，当提取前4阶主成分时，



(a)



(b)

图 7　不同健康状况的可视化图像（数据集 A）：(a) 二维表征；(b) 三维表征

Fig. 7　The visualization of different health conditions in fault database-A: (a) 2D representation; (b) 3D representation

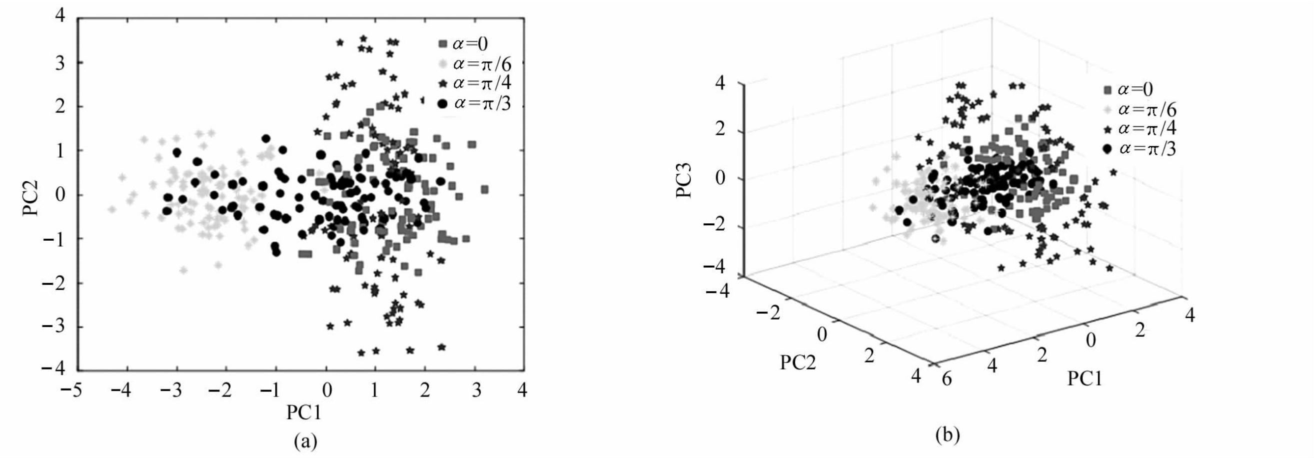


图 8 不同健康状况的可视化图像(数据集 B):(a) 二维表征;(b) 三维表征

Fig. 8 The visualization of different health conditions in fault database-B:(a) 2D representation;(b) 3D representation

分类率可达 89.5%。图 8 表示提取故障样本前 4 阶主成分特征后各类样本在二维和三维空间的可视化图像。由图 8(a)和(b)分析可得,代表不同健康状况的数据相互混杂,难以清晰分辨。图 8 中各类数据的区分度不如图 7。因此,直接对振动信号进行增量式的特征学习,其效果显著。

表 4 NPC 和样本数对分类率的影响(数据集 B)

Tab. 4 The effect of NPC and number of samples on classification rate in fault database-B

NPC	Number of samples (×4)				
	250	500	750	1 000	1 500
1	0.486	0.532	0.519	0.539	0.550
2	0.773	0.785	0.796	0.805	0.802
3	0.835	0.842	0.857	0.853	0.856
4	0.870	0.883	0.890	0.895	0.895

6 实验

为了验证采用 I2DPCA 算法进行裂纹转子系统故障检测的可行性,搭建了转子实验平台,如图 9 所示。单转子系统两侧分别由深沟球轴承与自调心轴承水平支撑,直径为 300 mm、厚度为 15 mm、质量为 7.9kg 的圆盘安装在轴的中心位置。轴的材质为不锈钢,其直径和长度分别为 12 mm 与 700 mm。位于圆盘附近的裂纹通过激光切割的方式制作而成,裂纹深度有 1.8 mm 和 3 mm 两种。在圆盘的不同位置处安置螺丝钉以模拟质量偏心故障。转子实验平台的主谐波共振为 800 rpm。设定采样频率为 4 096 Hz,采样时间 10 s,工作转速 1 500 rpm。通过两个正交放置的激光位移传感器测量圆盘在 X 与 Y 方向上的位移,进而得到转子系统的实测振动信号,如图 10 所示。

采用 I2DPCA 算法对不同健康状态的振动序列进行特征提取,最终的分类率如图 11 所示。分析得出,当提取 NPC 为 4 时准确率达到 97.8%,NPC 超过 6 时准确率在 98.9%附近上下波动,实验结果表明了基于 I2DPCA 方法的裂纹转子系统故障检测的可行性。

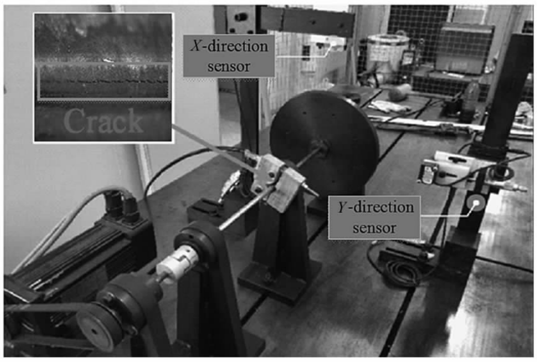


图 9 裂纹转子系统实验平台

Fig. 9 The experimental platform of cracked rotor system

7 结论

基于构建的非线性裂纹转子系统的动力学模型,分别讨论了不同裂纹深度和质量偏心位置时系统振动特征的变化规律。针对裂纹转子系统的不同健康状况在高速非共振区域处的特征参数相互间差异性小及分辨难,本文选取高速区段的振动信号作为考察对象。在得到转子系统不同健康状况的归一化振动图像序列样本之后,采用 I2DPCA 方法进行故障特征的提取。数值仿真与实验结果验证了 I2DPCA 算法用于裂纹故障检测的可靠性与准确性。主要结论如下:

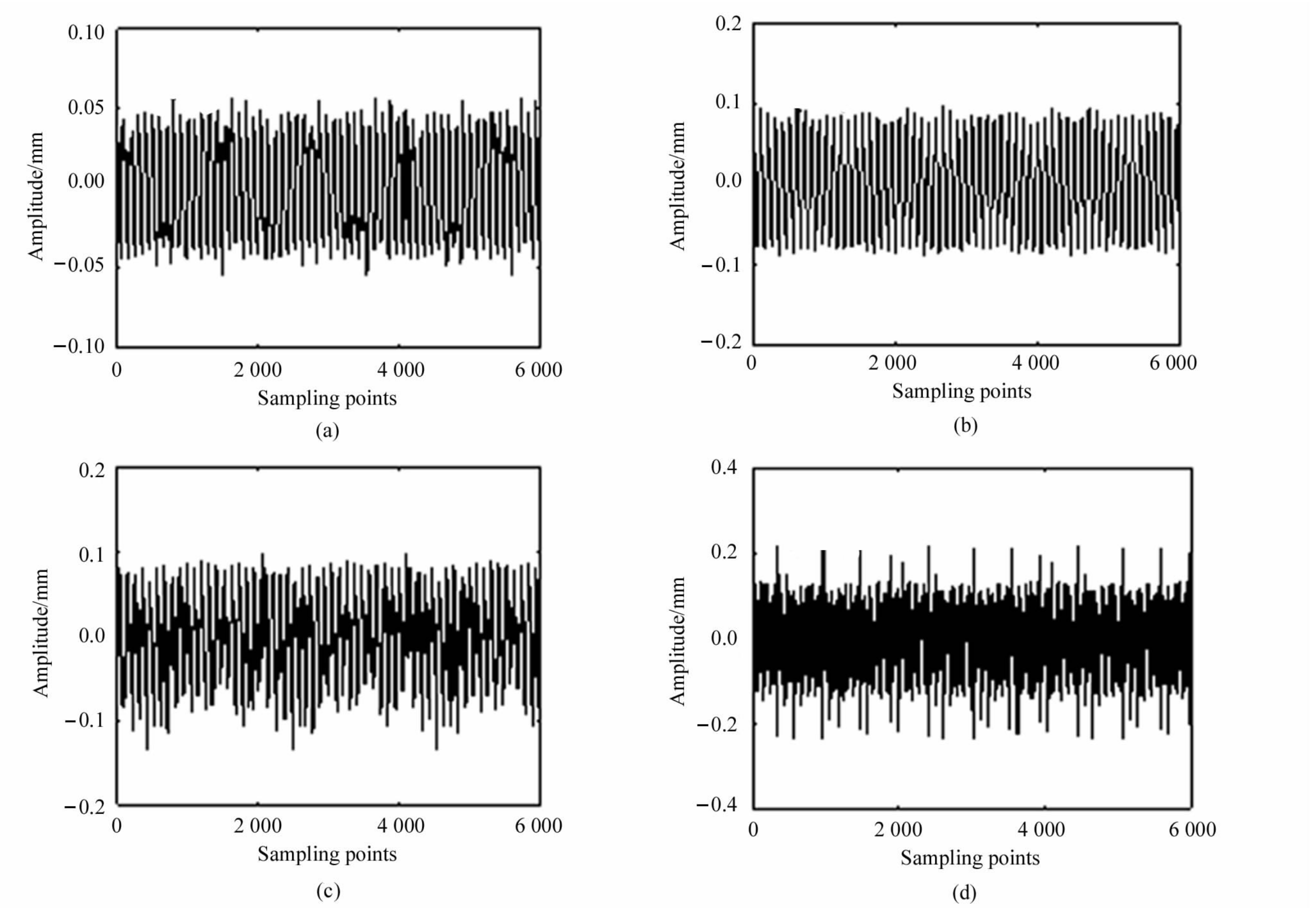


图 10　不同健康状况的实测振动信号：(a) 正常；(b) 浅裂纹；(c) 浅裂纹＋质量偏心；(d) 深裂纹

Fig. 10　Measured vibration signals of different health conditions: (a) Normal; (b) Shallow crack; (c) Shallow crack ＋ mass eccentricity; (d) Deep crack

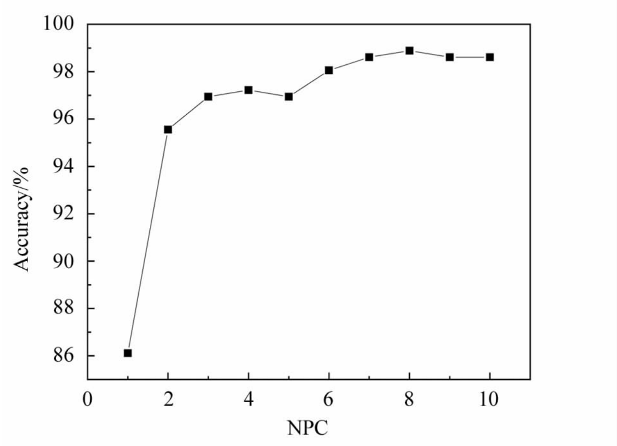


图 11　不同健康状况的分类率实验

Fig. 11　The classification rate experiment of different health conditions

1) 低速共振区域方差指标对早期裂纹故障的发生极其敏感，峰值、峰峰值及脉冲因子等指标对质量偏心位置的改变较为敏感。高速非共振区域各指标值分布相对集中，不同健康状况之间的区分性不明显。

2) I2DPCA 方法能自主地提取故障振动信号的图像特征，并通过与人为提取故障特征参数的对比实验表明 I2DPCA 在特征提取中的全面性和多样性。

3) 基于 I2DPCA 算法的裂纹故障检测方法，在浅裂纹状况下分类识别率可高达 98.9%，说明该方法能够有效可靠地实现早期裂纹故障诊断。

参考文献：

[1] YANG D, GAN C B, YANG S X, et al. Stiffness and dynamical behavior of Jeffcott rotor with cross crack[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(15): 121-126.
杨丹，甘春标，杨世锡，等. 含横向裂纹 Jeffcott 转子刚度及动力学特性研究[J]. 振动与冲击，2012，31(15)：121-126.

[2] El-AREM S. Nonlinear analysis, instability and routes to chaos of a cracked rotating shaft[J]. Nonlinear Dynamics, 2019, 96(1): 667-683.

[3] KHORRAMI H, RAKHEJA S, SEDAGHATI R. Vibration be-

havior of a two-crack shaft in a rotor disc-bearing system [J]. Mechanism and Machine Theory, 2017, 113: 67-84.

[4] OPPENHEIMER C H, LOPARO K A. Physically based diagnosis and prognosis of cracked rotor shafts[C]//Proceedings of Component and Systems Diagnostics, Prognostics, and Health Management, July 13-16, 2002, Orlando, FL, United States. Washington: SPIE, 2002, 4733: 122-132.

[5] YU M, WANG D W, LUO M. Model-based prognosis for hybrid systems with mode-dependent degradation behaviors [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(1): 546-554.

[6] LEAO L S, CAVALINI A A, MORAIS S, et al. Fault detection in rotating machinery by using the modal state observer approach [J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 458: 123-142.

[7] ZHAO R, YAN R Q, CHEN Z H, et al. Deep learning and its applications to machine health monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 115: 213-237.

[8] HOANG D T, KANG H J. A survey on deep learning based bearing fault diagnosis [J]. Neurocomputing, 2019, 335: 327-335.

[9] SUN J D, YAN C H, WEN J T. Intelligent bearing fault diagnosis method combining compressed data acquisition and deep learning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(1): 185-195.

[10] LIU D, XIAO Z H, HU X, et al. Feature extraction of rotor fault based on EEMD and curve code[J]. Measurement, 2019, 135: 712-724.

[11] SAMPAIO D L, NICOLETTI R. Detection of cracks in shafts with the approximated entropy algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72-73: 286-302.

[12] GRADZKI R, KULESZA Z, BARTOSZEWICZ B. Method of shaft crack detection based on squared gain of vibration amplitude [J]. Nonlinear Dynamics, 2019, 98 (1): 671-690.

[13] LEI Y G, YANG B, JIANG X W, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: a review and roadmap[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138: 106587.

[14] WANG H Q, LI S, SONG L Y, et al. A novel convolutional neural network based fault recognition method via image fusion of multi-vibration-signals [J]. Computers in Industry, 2019, 105: 182-190.

[15] YANG B, LEI Y G, JIA F, et al. An intelligent fault diagnosis approach based on transfer learning from laboratory bearings to locomotive bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 692-706.

[16] SHAO H D, JIANG H K, LIN Y, et al. A novel method for intelligent fault diagnosis of rolling bearings using ensemble deep auto-encoders [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 102: 278-297.

[17] OH H, JUNG J H, JEON B C, et al. Scalable and unsupervised feature engineering using vibration imaging and deep learning for rotor system diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65 (4): 3539-3549.

[18] GE W M, SUN M Y, WANG X F. An incremental two-dimensional principal component analysis for object recognition[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018, 2018: 3272809.

[19] LIU J, WANG C, LUO Z W. High dimensional nonlinear spring characteristic modelling and vibration analyses of subharmonic resonance of a dual-rotor system based on energy tracks [J]. Applied Mathematical Modelling, 2021, 91: 390-411.

[20] GAO J M, ZHU X M. Research on crack opening and closing model of rotating shaft[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 1992, 9(1): 108-112+141.
高建民,朱晓梅.转轴上裂纹开闭模型的研究[J].应用力学学报,1992,9(1):108-112+141.

[21] LIU J, ZHANG Y, WANG C, et al. Vibration characteristic and diagnosis of a cracked rotor based on energy space analysis[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2022, 43(2): 243-254.
刘军,张宇,汪畅,等.能量空间裂纹转子振动特性与诊断研究[J].哈尔滨工程大学学报,2022,43(2):243-254.

作者简介:

刘 军 (1961—),男,博士,教授,博士研究生导师,主要从事转子动力学、振动控制、故障诊断以及信号的特征提取与分类识别方面的研究.