第34卷第7期 2023年7月

DOI:10.16136/j.joel.2023.07.0208

基于张量主成分分析的非线性双转子系统故障 诊断方法

王肖锋^{1,2},冯俊杰¹,刘 军^{1,2},邢恩宏^{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:针对双转子在高速运转时难以从高、低压转子耦合出现的复杂振动现象中提取到有效的振动特征,及目前缺乏对其相应的研究等问题,本文提出一种采用张量主成分分析(multilinear principal component analysis of tensor objects, MPCA)与K-最近邻(K-nearest neighbor, KNN)分类相结合的方法,并将其用于非线性双转子系统的故障诊断。首先采用集中质量法创建非线性裂纹双转子模型及其动力学方程,针对裂纹开合角度变化分析高、低压转子的振动特性。再将振动能量信号与振动信号归一化为彩色图像样本,使用 MPCA 算法对故障特征进行压缩提取。最后使用KNN分类算法对不同裂纹开合角度情况进行特征分类,并计算相应的分类率。实验结果表明,在转子高速区域含有低噪声的情况下,MPCA 可以有效地区分不同裂纹程度的特征信号,为非线性双转子裂纹系统的故障诊断提供了新的检测策略。

关键词:裂纹双转子;故障诊断;张量主成分分析(MPCA);K-最近邻(KNN) 中图分类号:O322;TH17 文献标识码:A 文章编号:1005-0086(2023)07-0734-09

Method of fault diagnosis of nonlinear dual-rotor system based on multilinear principal component analysis of tensor objects

WANG Xiaofeng^{1,2}, FENG Junjie¹, LIU Jun^{1,2}, XING Enhong^{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 difficulties in extracting effective vibration characteristics from complex vibration phenomena that are occurred when coupled with high pressure and low pressure rotors of a dual-rotor runs high-speed operation, and there aren't corresponding researches. So, this paper proposes a method that combines multilinear principal component analysis of tensor objects (MPCA) and K-nearest neighbor (KNN) classification and applies it to fault diagnoses of nonlinear dual-rotor systems. Firstly, a nonlinear cracked dual-rotor model and its dynamic equations are created using the concentrated mass method, and the vibration characteristics of high pressure and low pressure rotors are analyzed based on the changes of crack angles. Then, the vibration energy signal and the vibration signal are normalized into color image samples, and the MPCA algorithm is used to compress and extract the fault features. Lastly, the KNN classification algorithm is used to classify the features of different crack angles, and the corresponding classification rates are calculated. The experimental results show that, in the high-speed region of the rotor, MPCA can effectively distinguish different degrees of cracked characteristic signals in the case of low noise, and provides a new detection method for fault diagnoses of nonlinear cracked dual-rotor

* E-mail:13332032755@163.com 收稿日期:2023-04-24 修订日期:2023-05-25 其合语日、国常委点研究计划(2019.4.4.40102004)和天津克利共计划委点项目(2020/27/CCW00550)资助相目

基金项目:国家重点研发计划(2018AAA0103004)和天津市科技计划重点项目(20YFZCGX00550)资助相目

systems.

Key words: cracked dual-rotor; fault diagnosis; multilinear principal component analysis of tensor objects (MPCA); K-nearest neighbor (KNN)

0 引 言

旋转机械已经被广泛应用于各行各业,如今 航空发动机、压缩机等多采用双转子结构,但不论 是在前期的生产制造,还是在后期的工作运行中, 都会因很多因素使裂纹萌生,虽然裂纹扩展是一 个缓慢的过程,但当其扩展到一定程度时,对整个 转子系统的破坏是无法估计的^[11]。因此,对双转 子系统裂纹故障的早期诊断意义重大。

目前,国内外学者对双转子系统的研究集中 在建模和理论分析,但对裂纹故障的研究还较少。 ZHANG等^[2]使用有限元的方法构建了不对中双 转子模型,完成了对双转子系统发生不对中故障 时的振动响应的分析。XIE等^[3]建立了双转子摩 擦一不对中混合故障模型,其通过数值仿真实验, 揭示了该系统在不同参数的振动响应特性及转子 转速、摩擦对系统产生的振动影响。YANG等^[4] 通过对12单元双转子系统模型进行谐波平衡法 求解,研究了空心轴圆心裂纹使双转子系统出现 的超谐波共振现象。

在裂纹诊断方面,一般分为静态检测和动态 检测两种检测方式。静态检测需要通过光学仪器 在转子停止工作时才可进行相应的检测^[5],在工 业生产中将会消耗大量的时间,大大降低生产效 率。而动态检测则可以通过对运行中转子系统的 振动特性进行分析,从信号中提取出由裂纹故障 所引发的振动特征,实现转子运转中裂纹诊断的 工作。AL-SHUDEIFAT 等^[6] 通过对转子在旋转 过程中由于出现裂纹引起的势能变化进行分析, 提出了通过观察转子系统的势能变化来诊断裂纹 故障的方法。PENG 等^[7]通过使用根轨迹法对转 子轴上不同位置的裂纹引发转子系统振动进行稳 态分析,总结出裂纹故障对转子系统的刚度影响, 为后续故障诊断提出了可行的方法。LU 等^[8]研 究了高压转子空心轴上出现横向呼吸裂纹的双转 子系统的非线性响应,发现当裂纹出现在高、低压 转子的某一端时,整个双转子系统中均能检测到 裂纹故障所引发的振动特征信号。

随着深度学习等智能控制算法技术的发展, 其对大规模数据的处理、多尺度多层面的表述计 算的优势逐渐凸显^[9],很多学者已经将其应用于 故障诊断领域。DAI等^[10]结合多尺度模糊熵和 粒子群优化支持向量机算法提出了一种机载燃油 泵故障状态提取方法,使用有限元对其模型计算 出故障特征,并用该算法进行特征训练与特征分 类,有效地诊断出故障的发生。ZHANG等^[11]提 出了一种改进的双词典 K 奇异值分解(improved double-dictionary K-singular value decomposition, IDDK-SVD)算法,通过该算法完成对系统复合故 障特征的识别和区分。GUO等^[12]提出了一种基 于双稀疏字典模型结合深度置信网络(deep belief network,DBN)的故障诊断方法,通过该方法有效 地提高了故障诊断的精度和稳定性,并且减少了 训练和测试的时间。

针对单一信号故障检测易受外界干扰从而降低诊断的可靠性的问题,基于双转子系统可以监测到多元故障信号的特点,采用张量主成分分析方法(multilinear principal component analysis of tensor objects, MPCA)^[13]对非线性裂纹双转子的多元故障特征信号进行提取。将多种特征信号线性变化为彩色图像的颜色系统(red, green, blue, RGB)信号输入,当其中某一种信号受到强烈外界干扰时,不会对系统整体的故障诊断产生较大影响,体现出诊断的可靠性。获取故障特征信号后,采用 K-最 近 邻 (K-nearest neighbor, KNN)算法^[14,15]对不同裂纹开合程度的故障特征进行分类识别,借此来实现非线性双转子裂纹故障的诊断。

1 裂纹双转子模型及动力学方程

1.1 转子系统的动力学模型

采用集中质量系简化双转子系统,构建出在高 压转子一侧出现横向呼吸裂纹的双转子模型,如图 1 所示。低压转子与高压转子的质量分别为 m₁、m₂, 低压转子圆盘不是安装在轴承中心位置,将其简化 为 4 自由度(degree of freedom, DOF)转子模型,高 压转子简化为 2DOF 转子模型^[16]。高压转子与低压 转子间的轴间轴承采用单列深沟球轴承支撑,其余 支撑采用双列深沟球轴承进行固定支承。

采用拉格朗日法建立非线性裂纹双转子的数学 模型,首先需分别计算出高压转子与低压转子的动 能、弹性势能及非线性能量,再使用拉格朗日公式 $\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial T_L}{\partial q_L} \right) - \frac{\partial T_L}{\partial q_L} + \frac{\partial V_L}{\partial q_L} = 0, T_L, V_L 分别为转子动能$ 和弹性势能,对高、低转子各自的总能量求偏导得到裂纹双转子的数学模型,其数学模型如下所示:

$$\begin{cases} m_{1}\ddot{x}_{1} + c_{11}\dot{x}_{1} + c_{12}\dot{\theta}_{x} + ax_{1} + \gamma\theta_{x} + \\ x_{2}k_{0} - fk_{c}(\cos^{2}(\theta + \varphi)x_{2} + \sin(\theta + \varphi)\cos(\theta + \varphi)y_{2}) = m_{1}e_{1}w_{1}^{2}\cosw_{1}t - \\ m_{1}g_{1} \\ m_{1}\ddot{y}_{1} + c_{11}\dot{y}_{1} + c_{12}\dot{\theta}_{y} + ay_{1} + \gamma\theta_{y} + \\ y_{2}k_{0} - fk_{c}(\sin^{2}(\theta + \varphi)y_{2} + \sin(\theta + , (1) + \\ \varphi)\cos(\theta + \varphi)x_{2}) = m_{1}e_{1}w_{1}^{2}\sinw_{1}t \\ l\ddot{\theta}_{x} + I_{P}w_{1}\dot{\theta}_{y} + c_{21}\dot{x}_{1} + c_{22}\dot{\theta}_{x} + \gamma x_{1} + \\ \partial\theta_{x} = (I_{P} - I)\tau w_{1}^{2}\cos(w_{1}t + \beta_{r}) \\ l\ddot{\theta}_{y} - I_{P}w_{1}\dot{\theta}_{x} + c_{21}\dot{y}_{1} + c_{22}\dot{\theta}_{y} + \gamma y_{1} + \\ \partial\theta_{y} = (I_{P} - I)\tau w_{1}^{2}\sin(w_{1}t + \beta_{r}) \\ m_{2}\ddot{x}_{2} + c\dot{x}_{2} + k_{0}x_{2} - fk_{c}(\cos^{2}(\theta + + \varphi)x_{2} + \sin(\theta + \varphi)\cos(\theta + \varphi)y_{2}) = \\ m_{2}e_{2}w_{2}^{2}\cosw_{2}t - m_{2}g \\ m_{2}\dot{y}_{2} + c\ddot{y}_{2} + k_{0}y_{2} - fk_{c}(\sin^{2}(\theta + , \varphi)y_{2} + \sin(\theta + \varphi)\cos(\theta + \varphi)x_{2}) = \\ m_{2}e_{2}w_{2}^{2}\sinw_{2}t \end{cases}$$

$$(2)$$

式中, m_1 、 m_2 为转子圆盘质量, c_{11} 、 c_{12} 、c 为系统的阻 尼系数, k_0 、 k_c 为高压转子刚度系数, α 、 γ 、 δ 为低压转 子刚度系数,f 为呼吸裂纹函数,I 为转轴的截面惯 性矩, I_P 为圆盘的极惯性矩, e_1 、 e_2 为转子的偏心距, β_c 为转子的初始相位角。



Fig. 1 Schematic diagram of the cracked dual-rotor model

1.2 呼吸裂纹模型

转子裂纹模型常用的有开合模型及呼吸模型两 种,开合模型所表现为裂纹不断地进行开闭,但其均 在瞬时完成,而呼吸模型则可以完整地表述出裂纹 在旋转过程中从闭合到开裂再到闭合的一个完整的 过渡过程,裂纹横截面如图 2 所示。呼吸裂纹的函 数 *f*(θ)的表达式^[17]为:

$$\begin{split} f(\theta) &= \\ \left\{ 1, -\frac{\pi}{2} + \alpha \leqslant \theta \leqslant \frac{\pi}{2} - \alpha \\ \frac{1}{2} (1 + \cos \frac{\theta + \alpha - \frac{\pi}{2}}{2\alpha}), \frac{\pi}{2} - \alpha \leqslant \theta \leqslant \frac{\pi}{2} + \alpha \\ 0, \frac{\pi}{2} + \alpha \leqslant \theta \leqslant \frac{3\pi}{2} - \alpha \\ \frac{1}{2} (1 + \cos \frac{\theta - \alpha - \frac{3\pi}{2}}{2\alpha}), \frac{3\pi}{2} - \alpha \leqslant \theta \leqslant \frac{3\pi}{2} + \alpha \\ \frac{1}{2} (1 + \cos \frac{\theta - \alpha - \frac{3\pi}{2}}{2\alpha}), \frac{3\pi}{2} - \alpha \leqslant \theta \leqslant \frac{3\pi}{2} + \alpha \\ \text{式} \mathbf{P}, \alpha$$
 为裂纹开合角的 1/2, θ 为固定坐标系和回转

坐标系之间的夹角, $\theta = \omega t + \phi + \beta - \varphi$ 。





1.3 非线性弹簧恢复力模型

由于中介轴承采取单列深沟球轴承,故原系统 将会引入非线性恢复力,由该力引起的高、低转子系 统势能分别为V_{N1}、V_{N2},只保留其0次及1次表达 式为:

$$V_{N1} = (\varepsilon_{30} x^{3} + \varepsilon_{21} x^{2} y + \varepsilon_{12} xy^{2} + \varepsilon_{03} y^{3}) + (\beta_{40} x^{4} + \beta_{22} x^{2} y^{2} + \beta_{04} y^{4}), \qquad (4)$$

$$V_{N2} = (\varepsilon_{r30} x^{3} + \varepsilon_{r21} x^{2} y + \varepsilon_{r12} xy^{2} + \varepsilon_{r03} y^{3}) + (\varepsilon_{\theta30} \theta_{x}^{3} + \varepsilon_{\theta21} \theta_{x}^{2} \theta_{y} + \varepsilon_{\theta12} \theta_{x} \theta_{y}^{2} + \varepsilon_{\theta03} \theta_{y}^{3}) + (\beta_{r40} x^{4} + \beta_{r22} x^{2} y^{2} + \beta_{r04} y^{4}) + (\beta_{\theta40} \theta_{x}^{4} + \beta_{\theta22} \theta_{x}^{2} \theta_{y}^{2} + \beta_{\theta04} \theta_{y}^{4}), \qquad (5)$$

式中, β_{ij} 和 ϵ_{ij} 分别是高压转子的对称项和非对称项 非线性项系数, β_{ij} 、 β_{ij} 和 ϵ_{ij} 、 ϵ_{ij} 分别是低压转子的对 称项和非对称项非线性项系数。

分别对式(4)、(5)取关于 x, y, θ_x, θ_y 的偏微分, 忽略低压转子偏转运动对中介轴承的影响,只考虑 低压转子的横向挠度,求得高、低压转子的非线性恢 复力 $N_x, N_y, N_{rx}, N_{ry}, N_{\theta_x}, N_{\theta_y}$ 的表达式为:

$$\begin{split} N_{x} &= \mu \sqrt{x_{1}^{2} + y_{1}^{2}} \left(3\varepsilon_{30} x_{2}^{2} + 2\varepsilon_{21} x_{2} y_{2} + \varepsilon_{12} y_{2}^{2} + 4\beta_{40} x_{2}^{3} + 2\beta_{22} x_{2} y_{2}^{2} \right), \\ N_{y} &= \mu \sqrt{x_{1}^{2} + y_{1}^{2}} \left(\varepsilon_{21} x_{2}^{2} + 2\varepsilon_{12} x_{2} y_{2} + 3\varepsilon_{03} y_{2}^{2} + 2\beta_{22} x_{2}^{2} y_{2} + 4\beta_{04} y_{2}^{3} \right), \\ N_{rx} &= 3\varepsilon_{r30} x_{1}^{2} + 2\varepsilon_{r21} x_{1} y_{1} + \varepsilon_{r12} y_{1}^{2} + 4\beta_{r40} x_{1}^{3} + 2\beta_{r22} x_{1} y_{1}^{2}, \\ N_{ry} &= \varepsilon_{r21} x_{1}^{2} + 2\varepsilon_{r12} x_{1} y_{1} + 3\varepsilon_{r03} y_{1}^{2} + 2\beta_{r22} x_{1}^{2} y_{1} + 4\beta_{r04} y_{1}^{3} \right), \\ N_{\theta x} &= 3\varepsilon_{\theta 30} \theta_{x}^{2} + 2\varepsilon_{\theta 21} \theta_{x} \theta_{y} + \varepsilon_{\theta 12} \theta_{y}^{2} + 4\beta_{\theta 40} \theta_{x}^{3} + 2\beta_{\theta 22} \theta_{x} \theta_{y}^{2}, \end{split}$$

 $N_{\theta y} = \varepsilon_{\theta 21} \theta_x^2 + 2\varepsilon_{\theta 12} \theta_x \theta_y + 3\varepsilon_{\theta 03} \theta_y^2 + 2\beta_{\theta 22} \theta_x^2 \theta_y + 4\beta_{\theta 04} \theta_y^3 \,. \tag{6}$

1.4 无量纲的非线性裂纹转子动力学方程

对式(1)、(2)进行无量纲处理,并结合式(3)、 (6)得到非线性裂纹双转子系统的动力学方程为:

$$\begin{split} \ddot{X}_{1} + C_{11}\dot{X}_{1} + C_{12}\dot{\psi}_{x} + \bar{a}X_{1} + \bar{\gamma}_{1}\psi_{x} + \Delta X_{2} - \\ \Delta fK_{c}\left[\cos^{2}\left(\theta + \varphi\right)X_{2} + \sin\left(\theta + \varphi\right)\cos\left(\theta + \varphi\right)Y_{2}\right] + \\ N_{x1} + \Delta N_{x2} &= E_{1}\nu_{1}^{2}\cos\nu_{1}t + 1 \\ \ddot{Y}_{1} + C_{11}\dot{Y}_{1} + C_{12}\dot{\psi}_{y} + \bar{a}Y_{1} + \bar{\gamma}_{1}\psi_{y} + \Delta Y_{2} - \\ \Delta fK_{c}\left[\sin^{2}\left(\theta + \varphi\right)Y_{2} + \sin\left(\theta + \varphi\right)\cos\left(\theta + \varphi\right)X_{2}\right] + \\ N_{y1} + \Delta N_{y2} &= E_{1}\nu_{1}^{2}\sin\nu_{1}t \\ \ddot{\psi}_{x} + \bar{I}_{P}\nu_{1}\dot{\psi}_{y} + C_{21}\dot{X}_{1} + C_{22}\dot{\psi}_{x} + \bar{\gamma}_{2}X_{1} + \bar{\delta}\theta_{x} + N_{\theta x} = \\ (\bar{I}_{P} - 1)\varpi_{1}^{2}\cos\left(\nu_{1}t + \beta_{r}\right) \\ \ddot{\psi}_{x} + \bar{I}_{P}\nu_{1}\dot{\psi}_{y} + C_{21}\dot{X}_{1} + C_{22}\dot{\psi}_{x} + \bar{\gamma}_{2}X_{1} + \bar{\delta}\theta_{x} + N_{\theta x} = \\ (\bar{I}_{P} - 1)\varpi_{1}^{2}\cos\left(\nu_{1}t + \beta_{r}\right) \end{split}$$

$$\begin{cases} \ddot{X}_{2} + C\dot{X}_{2} + X_{2} - fK_{c} [\cos^{2}(\theta + \varphi)X_{2} + \\ \sin(\theta + \varphi)\cos(\theta + \varphi)Y_{2}] + N_{x} = E_{2}\nu_{2}^{2}\cos\nu_{2}t + 1 \\ \ddot{Y}_{2} + C\dot{Y}_{2} + Y_{2} - fK_{c} [\sin^{2}(\theta + \varphi)Y_{2} + \\ \sin(\theta + \varphi)\cos(\theta + \varphi)X_{2}] + N_{y} = E_{2}\nu_{2}^{2}\sin\nu_{2}t \end{cases},$$

$$(8)$$

,(7)

 $\vec{\mathfrak{X}} \oplus, X_{1} = x_{1}/\delta_{st}, X_{2} = x_{2}/\delta_{st}, Y_{1} = y_{1}/\delta_{st}, Y_{2} = y_{2}/\delta_{st}, C_{11} = c_{11}/m_{1}\omega_{0}, C_{12} = c_{11}/m_{1}\omega_{0}\delta_{st}, \overline{\alpha} = \alpha/m_{1}\omega_{0}^{2}, \overline{\gamma}_{1}$ $= \gamma/m_{1}\omega_{0}^{2}\delta_{st}, \ \Delta = m_{2}/m_{1}, K_{c} = k_{c}/k_{0}, E_{1} = e_{1}/\delta_{st}, \delta_{st}$ $= m_{2}g/k_{0}, \overline{I}_{P} = I_{P}/I, C_{21} = c_{21}\delta_{s}/I\omega_{0}, C_{22} = c_{22}/I\omega_{0},$ $\overline{\gamma}_{2} = \gamma\delta_{st}/m_{1}\omega_{0}^{2}, \overline{\delta} = \delta/I\omega_{0}, C = c/m_{2}\omega_{0}, E_{2} = e_{2}/\delta_{s},$ $\omega_{0}^{2} = k_{0}/m_{2},$

为方便后续的表示,无量纲参数的上标"一"均 被省略。

2 裂纹双转子系统的振动特性

2.1 裂纹深度对系统振动特性的影响

由图 2 可知,裂纹深度变化会导致裂纹开合角 α 发生变化,于是用 α 值的变化来表示不同的裂纹深度 情况,根据动力学模型的式(7)和(8)使用龙格库塔 法进行计算,其中部分参数值设定如表 1 所示,分别 取 α 值为 0°、30°、45°、60°时高、低转子系统振动响应 曲线,如图 3 和 4 所示。图中横坐标为转子的转速 ω ,纵坐标为转子的振幅 P。

对图 3 和 4 进行分析发现,随着裂纹的萌生发展,高、低压转子在 $\omega = 1$ 之前的低速区会出现超谐 波共振,并且呈现出共振逐渐剧烈的现象。由于双 转子系统中通过中介轴承连接出现的耦合现象,在 ω =1、高压转子发生主共振时,在低压转子端也会诱 发出超谐波共振,在高压转子的高速区,因为低压转 子的耦合作用,并未观测到由非线性力所引起的次 谐波共振。通过对比图 3 和 4,即使裂纹仅出现在高 压转子一侧,由于耦合作用,在低压转子一侧也出现 由于裂纹所引起的超谐波共振。

表1 部分无量纲参数值以及非线性参数值

Tab. 1 The values of part of dimensionless parameter

and nonlinear parameter

$m{E}_1$, $m{E}_2$	C_{11} , C_{12}	$C_{ m 21}$, $C_{ m 22}$	I_P	$\boldsymbol{\gamma}_1, \boldsymbol{\gamma}_2$
0.1	0.03	0.03	1.5	0.001
$\boldsymbol{\varepsilon}_{30}$, $\boldsymbol{\varepsilon}_{03}$	$\boldsymbol{\varepsilon}_{21}$, $\boldsymbol{\varepsilon}_{12}$	eta_{40} , eta_{04}	$eta_{^{22}}$	С
0.1	0.1	0.05	0.1	0.1



图 3 变裂纹深度的高压转子振动响应曲线







2.2 能量轨道角度研究系统振动特性

分析图 4 可知,在高压转子出现裂纹故障时,低 压转子虽然可以出现相应的超谐波振动变化,但其 变化量级并不明显,为了能够更好地对裂纹双转子 系统进行判断识别,现对双转子系统中出现裂纹时 的能量变化进行分析,其结果如图 5 和 6 所示。从能 量角度发现,能量信号相较于振动信号在裂纹故障 出现时存在相同的信号起伏规律,且能量信号数量 级是振动信号数量级的十倍,在后续的裂纹诊断中, 能量信号也可作为鉴别故障的重要指标之一。



图 5 高压转子变裂纹深度能量分析曲线 Fig. 5 Energy analysis curve of the high pressure rotor with varying crack depths





结合振动信号与能量信号发现,裂纹所诱发的 故障信号在低速区比高速区的可区分性更强,但大 部分转子系统的工作环境均处于高速运转环境下, 这使得在高速区的检测成为难题。而 MPAC 算法能够对多元故障特征进行降维和特征提取,于是后续采用 MPCA 算法对高速区故障特征进行特征提取与分类辨别。

3 MPCA 算法

MPCA 可以将多维的数据组进行降维操作,从 而完成数据组特征的压缩与提取,其运算思路如下:

首先取定包含 *s* 个张量的集合 { M_1 , M_2 , M_3 , …, M_s }用作训练,其中,每一个张量 M_s 均为K 阶张 量,定义张量 M_s 为 $M_s \in N^{l_1 \times l_2 \times \cdots \times l_k}$,其中 l_k 是张量 第 k 模的维数。

之后需要寻找一个适用于训练集合的多线性变换,通过该变换可以将原始的张量集合映射到低维数的空间中,投影矩阵与投影表达式为:

 $\{\hat{\boldsymbol{Q}}^{(k)} \in \boldsymbol{N}^{l_k \times p_k}, l_k \geq p_k, k = 1, 2, 3, \cdots, K\}, \quad (9)$ $\boldsymbol{F}_i = \boldsymbol{M}_i \times \hat{\boldsymbol{Q}}^{(1)^{\mathrm{T}}} \times \hat{\boldsymbol{Q}}^{(2)^{\mathrm{T}}} \times \hat{\boldsymbol{Q}}^{(3)^{\mathrm{T}}} \times \cdots \times \hat{\boldsymbol{Q}}^{(K)^{\mathrm{T}}}.$ (10)

通过上述的公式表达可以看出,通过把 $N^{l_1 \times l_2 \times \cdots \times l_k}$ 空间中的原始张量 M_i 映射到 $N^{p_1 \times p_2 \times \cdots \times p_k}$ 空间中,从而使得 F_i 能够捕捉到 M_i 的主要变化,即 通过 M_i 到 F_i 的变化完成张量数据的降维和特征的 提取。

将 MPCA 算法的实现步骤整理成伪代码^[13]如表 2 所示。一个 3 阶张量的 3 种不同展开方式举例 如图 7 所示,3 阶张量可以分别从 *x*、*y*、*z* 3 个方向进 行特征投影,不同的投影方式会得到不同结果。





表 2 MPCA 算法伪代码

Tab. 2 MPCA algorithm pseudocode

Multilinear principal component analysis of tensor objects(MPCA)

Input: tensor samples M_i ($i=1,2,3,\dots,s$) Initialization: Centralized tensor samples { $\hat{M}_i = M_i - \overline{M}_i$, $i = 1,2,3,\dots,s$ }, solved $\Omega^{(k)*} =$

$\sum \hat{M}_{i(k)} \hat{M}_{i(k)}^{\mathrm{T}}$ for

 $f_{\text{feature}}^{j=1}$ decomposition, and obtained feature matrix $\hat{\boldsymbol{Q}}^{(k)}$ that composed of the feature vectors corresponding to P_n largest eigenvalues.

1:Calculated { $\mathbf{F}_{i} = \mathbf{M}_{i} \times \hat{\mathbf{Q}}^{(1)^{\mathrm{T}}} \times \hat{\mathbf{Q}}^{(2)^{\mathrm{T}}} \times \hat{\mathbf{Q}}^{(3)^{\mathrm{T}}} \times \cdots \times \hat{\mathbf{Q}}^{(K)^{\mathrm{T}}}$ } . 2:Calculated $\Phi_{F_{0}} = \sum_{i=1}^{s} ||F_{i}||_{F}^{2}$. 3:For b=1:BFor k=1:KSolved $\mathcal{Q}^{(k)}$ for feature decomposition, and obtained feature matrix $\hat{\mathbf{Q}}^{(k)}$ that composed of the

Solved $\Omega^{(n)}$ for feature decomposition, and obtained feature matrix $Q^{(n)}$ that composed of the feature vectors corresponding to P_n largest eigenvalues.

where
$$\boldsymbol{\Omega}^{(k)} = \sum_{i=1}^{m} \boldsymbol{M}_{i(k)} \boldsymbol{Q}_{a}^{(k)} \boldsymbol{Q}_{a}^{(k)} \boldsymbol{M}_{i(k)}^{t}$$
,
 $\hat{\boldsymbol{Q}}_{a^{(k)}} = \hat{\boldsymbol{Q}}^{(k+1)} \otimes \hat{\boldsymbol{Q}}^{(k+2)} \otimes \cdots \otimes \hat{\boldsymbol{Q}}^{(K)} \otimes \hat{\boldsymbol{Q}}^{(1)} \otimes \hat{\boldsymbol{Q}}^{(2)} \otimes \cdots \otimes \hat{\boldsymbol{Q}}^{(k-1)}$
Calculated $\{ \boldsymbol{F}_{i} = \boldsymbol{M}_{i} \times \hat{\boldsymbol{Q}}^{(1)^{\mathrm{T}}} \times \hat{\boldsymbol{Q}}^{(2)^{\mathrm{T}}} \times \hat{\boldsymbol{Q}}^{(3)^{\mathrm{T}}} \times \cdots \times \hat{\boldsymbol{Q}}^{(K)^{\mathrm{T}}} \}$ $\mathcal{P}_{F_{b}} = \sum_{i=1}^{s} || \boldsymbol{F}_{i} ||_{F}^{2}$,
If $\frac{|\boldsymbol{\Phi}_{F_{b}} - \boldsymbol{\Phi}_{F_{b-1}}||}{\boldsymbol{\Phi}_{F_{b}}} < \eta$, break.
End
4:Output: $\{ \boldsymbol{F}_{i} = \boldsymbol{M}_{i} \times \hat{\boldsymbol{Q}}^{(1)^{\mathrm{T}}} \times \hat{\boldsymbol{Q}}^{(2)^{\mathrm{T}}} \times \hat{\boldsymbol{Q}}^{(3)^{\mathrm{T}}} \times \cdots \times \hat{\boldsymbol{Q}}^{(K)^{\mathrm{T}}}, i = 1, 2, 3, \cdots, s \}$.

4 基于 MPCA 的双转子故障诊断

4.1 建立双转子裂纹故障数据集

通过第3章对裂纹双转子振动特性进行分析可 知,裂纹故障的出现对双转子系统中高压转子及低 压转子的振动特性均会产生一定程度的影响,且在 实际情况中,旋转机械的工作区域大多处于高速区 段,于是本研究将截取高速区双转子的振动信号及 能量信号来建立故障数据集。

分别取裂纹开合角 $\alpha = 0, \pi/6, \pi/4, \pi/3$ 来代表 不同程度下的双转子裂纹故障,基于数值仿真结果, 取 $\omega = 4.0$ 时振动信号及能量信号,考虑到实际转子 在运行中及在信号采集过程中,会受到不同程度的 噪声干扰,于是需要将得到的仿真信号进行加噪处 理,后再利用小波降噪得到建立数据集所需的信号。

分别取从小波降噪得到低压转子能量、高压转 子能量、高压转子振动信号中截取出长度为T的相 同时间段信号,对其进行最大最小归一化处理,使其 值处于 0—255 范围内,将 3 类信号处理后数值分别 作为 RGB 图像的 3 个颜色信息生成彩色图像,其像 素大小设置为 32×16 ,所得彩色图片记作张量 $M_i(i)$ =1,2,3,…,s)。双转子故障数据库的建立流程如图 8 所示,其中截取了时间长度为 20 s 的信号,对其进 行加噪、降噪及归一化处理后,得到了一组大小为 32 ×16 的彩色图像。

4.2 对比实验

通过使用 MPCA 算法对不同裂纹开合程度的样本进行特征压缩、提取, 后采用 KNN 分类算法进行故障特征识别。

以归一化后能量信号以及高压转子振动信号作 为数据集 A,能量信号及低压转子振动信号作为数 据集 B进行对比实验,探索两种组合形式在高噪声 干扰情况下对分类率的影响,通过改变主成分个数 (number of principle components,NPC)和训练集样 本数来观测各项数据对分类率的影响。数据集 A 的 分类率随 NPC 及数据集样本数变化的结果如表 3 所 示,数据集 B 的分类率随 NPC 及数据集样本数变化 的结果如表 4 所示。

对表 3 与表 4 对比分析可得出,由于低压转子在 振动时出现复杂的振动情况,其振动信号在引入噪 声后失去了周期性特征,导致其应用于 MPCA 时分 类率要低于高压转子的振动信号的分类率,所以在 后续实验中将舍去低压转子振动信号作为诊断信号 的情况。同时可以发现,随着数据集的数量变多,分 类率呈现不同程度的上升趋势,面对不同的数据集, NPC 的取值不同也会对分类率产生不同的影响。



图 8 双转子裂纹故障数据库建立流程

Fig. 8 Establishment process of dual-rotor crack fault database

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 the number of samples

on classification rate in fault database-A

_							
NPC	Number of samples(×4)						
	250	500	750	1000	1500		
	1	81.4%	86.0%	86.4%	87.8%	86.4%	
	2	88.1%	88.7%	87.1%	89.7%	88.2%	
	3	86.9%	87.6%	86.9%	88.4%	89. 1%	
	4	85.1%	86.3%	84.5%	87.0%	88.1%	
	5	81.8%	84.9%	84.8%	87.0%	86.5%	

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 the number of samples on classification rate in fault database-B

NDC	Number of samples(\times 4)				
NPC	250	500	750	1 000	1 500
3	25.7%	25.8%	25.6%	26.1%	25.6%
4	26.3%	26.4%	26.7%	25.3%	24.1%
5	62.4%	69.6%	70.6%	74.7%	75.3 %
6	59.5%	63.8%	65.7%	70.8%	73.0%
7	58.2%	62.2%	65.0%	69.8%	69.7%

将低噪声情况下数据集 A 作为新的数据集 C 进行新的比较实验,其分类率随 NPC 及数据集样本数 变化的结果如表 5 所示。

表 5	NPC 和样本数对分类率的影响(数据集 C)
Tab. 5	The effect of NPC and the number of samples
G	on classification rate in fault database-C

NDC	Number of samples(\times 4)					
NPC	250	500	750	1 000	1 500	
1	98.9%	99.2%	98.9%	99.3%	98.4%	
2	98.6%	99.1%	98.8%	98.9%	98.9%	
3	98.5%	98.7%	98.6%	98.5%	99.1%	
4	98.5%	99.2%	98.9%	98.3%	97.8%	
5	98.9%	99.5 %	99. 5 %	99.0%	99.1%	

对比表 4 与表 5 分析得出,在低噪声环境下使用 MPCA 方法提取样本主成分特征,其分类率可以达 到 99%左右,随着样本数与主成分数的增加,分类率 在 99%附近上下浮动,其 t-分布邻域嵌入^[18](t-distributed stochastic neighbor embedding,t-SNE)可 视化图二维表征如图 9(a)所示,三维表征如图 9(b) 所示,从图中可以分析出 4 种类别的裂纹故障被分 类区分开。因此,在选取构成 RGB 3 个数据信号源 的振动特征信号时,应使用采集环境不易受噪声干 扰的信号源,且在进行故障诊断时,应采取多种组合 方式进行检测,从而避免由于单一信号源易受人为、 环境等因素影响导致的检测失误,以此提高故障诊 断的准确性和可靠性。



图 9 低噪环境下不同裂纹开合程度的 t-SNE 可视化图像(数据集 C)

Fig. 9 Visualization of t-SNE with different crack opening and closing degrees in a low noise environment (Dataset C)

5 结 论

基于构建的非线性裂纹双转子系统的数学模型,分别从振幅和能量角度分析了在不同裂纹开合角度情况下系统振动特性的变化规律。针对双转子系统存在多元故障信号且裂纹特征在高速区域难以分辨的特点,本文将高速区域的多元故障信号进行归一化处理得到彩色图像序列,采用 MPCA 方法进行故障特征提取。实验结果证明,MPCA 算法用于裂纹故障检测的可靠性与准确性。主要结论如下:

 1) 双转子系统中,不论是高压转子还是低压转 子萌生裂纹故障,在未发生裂纹故障的一侧也能检 测到裂纹故障所引起的振动特征信号。

 2)通过实验发现,振动能量信号也可以作为故 障诊断的主要信息之一,并且能量信号的效果要优 于振动信号。

3)通过实验发现,MPCA方法能够对多元故障 信号的图像进行有效的特征提取,在低噪声环境中 分类识别率可高达99%,说明该方法能够有效可靠 地实现裂纹的故障诊断。

参考文献:

[1] CHEN J E, HE X L, LIU J, et al. Method of fault diagnosis of nonlinear rotor system based on incremental 2D principal component analysis[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2022, 33(7): 729-738.

陈建恩,何晓蕾,刘军,等.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[J].光电子·激光, 2022,33(7):729-738.

[2] ZHANG H X,LI X J,YANG D L, et al. Vibration responses of a coaxial dual-rotor system with supporting misalignment[J]. Applied Sciences-Basel, 2021, 11(23): 11219.

- [3] XIE W Z,LIU C,WANG N F, et al. Numerical and experimental analysis of rubbing-misalignment mixed fault in a dual-rotor system [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part C-Journal of Mechanical Enginee-ring Science, 2021, 235(17): 3179-3198.
- [4] YANG Y F, WANG J J, WANG Y L, et al. Dynamical analysis of hollow-shaft dual-rotor system with circular cracks [J]. Journal of Low Frequency Noise Vibration and Active Control, 2021, 40(3):1227-1240.
- [5] CHANDRA N H, SEKHAR A S. Fault detection in rotor bearing systems using time frequency techniques[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72-73: 105-133.
- [6] AL-SHUDEIFAT M A, ALHAMMADI F K. Negative pot-ential energy content analysis in cracked rotors whirl response[J]. Scientific Reports. 2021,11(1):15294.
- [7] PENG H, HE Q. The effects of the crack location on the whirl motion of a breathing cracked rotor with rotational damping[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019,123;626-647.
- [8] LU Z Y, HOU L, CHEN Y S, et al. Nonlinear response analysis for a dual-rotor system with a breathing transverse crack in the hollow shaft[J]. Nonlinear Dynamics, 2016, 83(1-2):169-185.
- [9] 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.
- [10] DAI H D, LI J, KUANG Y, et al. Multiscale fuzzy entropy and PSO-SVM based fault diagnoses for airborne fuel pumps[J]. Human-centric Computing and Information Sciences, 2021, 11(25):1-15.

[11] ZHANG M, LIANG K X, MIAO Y H, et al. Application ofim-

proved double-dictionary K-SVD for compound-fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Measurement, 187: 110168.

- [12] GUO J F, ZHENG P F. A method of rolling bearing fault diagnose based on double sparse dictionary and deep belief network [J]. IEEE Access, 2020, 8: 116239-116253.
- [13] WU ZHEN. Online approximation multilinear principal component analysis of tensor objects [D]. Guangzhou: SouthChina University of Technology, 2016.
 吴珍.在线近似多线性主成分分析[D].广州:华南理工 大学, 2016.
- [14] SHANG L. GUAN W G. GONG R X. Improved localization algorithm based on clustering optimization and adaptiveKNN[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2023,42(3):136-139.

商磊,关维国,龚瑞雪.基于聚类优选自适应 KNN 的改 进定位算法[J]. 传感器与微系统,2023,42(3):136-139.

[15] WU Z T, CAI R Q, REN S Y, et al. Research and improvement of WIFI positioning based on K nearest neighbor method[J]. Computer Engineering, 2017, 43 (3): 289-293. 吴泽泰,蔡仁钦,徐书燕,等.基于 K 近邻法的 WiFi 定位 研究与改进[J].计算机工程,2017,43(3):289-293.

- [16] LIU J, WANG C, LUO Z W. Research of the internal resonances on a nonlinear dual-rotor based on the energy tracks shifting[J]. Journal of Sound and Vibration, 2020, 481:115429.
- [17] GAO J M,ZHU X M. Research on crack opening and closing model of rotating shaft[J]. Chinese Journal of AppliedMechanics,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.
- GAO S Z, WANG Q, ZHANG Y M. Rolling bearing fault diagnosis combining EEMD entropy feature and t-SNE[J/OL]. Machinery Design and Manufacture, 2023:1-5[2023-04-22]. https://doi.org/10.19356/j.cnki.1001-3997.20230302.014.

高淑芝,王拳,张义民. EEMD 熵特征和 t-SNE 相结合的 滚动轴承故障诊断[J]. 机械设计与制造,2023:1-5 [2023-04-22]. https://doi.org/10.19356/j. cnki.1001-3997.20230302.014.

作者简介:

邢恩宏 (1968-),男,大学,实验师,主要从事机械设计、机构、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.