

DOI: 10.7652/xjtuxb201912008

一种对称极坐标图像模糊 C 均值聚类的电主轴失衡故障诊断方法

樊红卫^{1,2}, 邵偲洁¹, 张旭辉^{1,2}, 马宏伟^{1,2}, 曹现刚^{1,2}, 景敏卿³

(1. 西安科技大学机械工程学院, 710054, 西安; 2. 陕西省矿山机电装备智能监测重点实验室, 710054, 西安;
3. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安)

摘要: 为解决电主轴转子不平衡故障的可视化智能识别问题,提出了一种对称极坐标图像和模糊 C 均值(FCM)聚类相结合的失衡故障诊断新方法。首先对转子时域振动信号进行经验模态分解降噪,按对称极坐标方法将其转化为二维雪花图像,通过灰度共生矩阵,提取雪花图像二维特征参数;然后对已知样本信号的特征参数组建故障特征向量,标准化后作为 FCM 输入,得到分类矩阵和聚类中心;最后计算待测样本和已知故障样本聚类中心贴进度,实现失衡故障识别和分类。在某电主轴系统平台上完成了 1 800 r/min 时转子 3 种不同失衡状态的诊断试验,在对 45 组小样本识别中该方法的分类准确率达到 73%。

关键词: 电主轴;不平衡;对称极坐标;模糊 C 均值聚类;故障诊断

中图分类号: TH113.1;TH17 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)12-0057-06

A Diagnosis Method for Unbalance Fault of Motorized Spindles Using Symmetrical Polar Image and Clustering of Fuzzy C-Means

FAN Hongwei^{1,2}, SHAO Sijie¹, ZHANG Xuhui^{1,2}, MA Hongwei^{1,2},
CAO Xiangang^{1,2}, JING Mingqing³

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;
2. Shaanxi Key Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Monitoring, Xi'an 710054, China;
3. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A new unbalance diagnosis method based on the symmetrical polar coordinate image and clustering of fuzzy C-means (FCM) is proposed for the unbalance fault of motorized spindle rotor. The empirical mode decomposition is used to reduce the noise of time-domain vibration signal of a rotor and then it is transformed into a two-dimensional snowflake image through using the symmetrical polar coordinate method. Two-dimensional feature parameters of the snowflake image are extracted by the gray level co-occurrence matrix. Vectors of fault features for the characteristic parameters of the known sample signals are constructed and standardized as FCM input, then a classification matrix and clustering centers are obtained. The proximity between tested samples and the cluster centers of known fault samples are calculated to realize recognition and classification of the unbalance faults. Diagnostic tests of three different imbalance states of a rotor at 1 800 r/min are completed on the platform of a motorized spindle system, and the classification accuracy of the proposed method is 73% for 45 groups of small samples identification.

Keywords: motorized spindle; unbalance; symmetrical polar coordinate; fuzzy C-mean clustering; fault diagnosis

数控机床是装备制造业的工业母机,其设计制造能力及关键技术水平是衡量一个国家工业水平的主要指标之一^[1]。高速化和精密化是当前高档数控机床的发展趋势,电主轴则是实现高速及精密加工的核心部件之一。在电主轴设计、制造、装配和使用过程中,不可避免地会出现质心偏离回转中心,即发生所谓的“不平衡”现象,高转速时微小不平衡对电主轴及加工质量的影响也不容忽视。

对转子不平衡的识别属于机器故障诊断研究领域。目前的故障诊断技术主要依靠振动信号,常以时/频域幅值、频率或能量作为特征参量^[2-5]。随着图像处理技术的发展,将一维振动转化为二维图像,利用图像识别技术进行故障诊断逐渐受到关注。文献[6-7]提出了采用改进免疫算法对旋转机械振动图像参数进行提取,通过插值图像进行诊断,有效提高了诊断准确率;林勇等利用灰度共生矩阵及其特征统计量从SPWVD时频图像中提取故障特征^[8-9];Li等通过改进形态模式谱从时频信号中提取特征,并以发动机故障诊断为例验证了方法的优越性^[10];丁雷等采用三阶累计量图像纹理特征和支持向量机(SVM)对连杆轴承故障进行了准确识别^[11]。随着SVM的改进和对神经网络、遗传算法及粒子群算法的深入研究,产生了更多利用智能算法实现对未知样本进行智能识别的方法^[12-15]。与此同时,基于相似性准则的聚类方法开始应用于故障诊断研究。Lei等利用补偿式距离评价技术(CDET)计算特征权重并分配特征,削弱了不敏感特征干扰,并结合模糊C均值(FCM)实现了滚动轴承早期微弱和复合故障识别^[16];王国威等提出局域均值分解(LMD)和FCM聚类结合的故障诊断方法,对发动机连杆轴承故障进行了特征提取和模式识别^[17];张立国等提出了基于集成经验模态分解(EEMD)、奇异值分解(SVD)和FCM结合的轴承故障诊断新方法^[18]。虽然已有上述研究成果,但是将振动转换为图像并利用智能算法对其进行识别的故障诊断方法尚处于发展中,有限的研究工作主要针对轴承部件,对转子的故障诊断鲜见报道。

综上所述,本文提出一种对称极坐标图像和FCM聚类结合的转子失衡故障诊断新方法,将振动信号降噪后利用对称极坐标法从时域转换为二维雪花图像,通过花瓣特征变化直观判断故障程度,利用

灰度共生矩阵提取图像特征,采用FCM聚类对电主轴转子不同程度失衡故障进行模式识别。本文方法具有图像的直观性和数据的准确性等优点。

1 振动信号对称极坐标图像转化

对称极坐标法^[19]的原理示意图如图1所示,图中 $\gamma(i)$ 为极坐标半径, $\alpha(i)$ 、 $\beta(i)$ 为逆、顺时针沿初始线的转角,其原理是在振动信号的离散化采样数据序列中,设 i 时刻的振动参量为 x_i , $i+\Delta\tau$ 时刻的振动参量为 $x_{i+\Delta\tau}$,代入式(1)~(3),可转化为极坐标空间 $P(\gamma(i),\alpha(i),\beta(i))$ 中的点,通过改变初始线的旋转角度,振动信号即可形成极坐标下的镜面对称图像。转换公式如下

$$\gamma(i) = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

$$\alpha(i) = \varphi + \frac{x_{i+\Delta\tau} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} k \quad (2)$$

$$\beta(i) = \varphi - \frac{x_{i+\Delta\tau} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} k \quad (3)$$

式中: $x_{\max}$ 为振动参量最大值; $x_{\min}$ 为振动参量最小值; $\Delta\tau$ 为时间间隔; φ 为初始线转角; k 为角度放大系数。常取 $\varphi = 60^\circ$, $k = 20^\circ \sim 60^\circ$, $\Delta\tau = 3 \sim 10$ ^[19]。这里,可选取的振动参量包括振幅、相位等,不同的振动参量得到不同的极坐标图像,本文选取振幅进行分析。

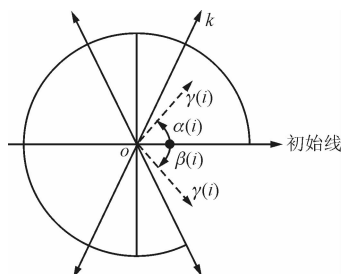


图1 对称极坐标法原理

2 灰度共生矩阵及特征参数选取

灰度共生矩阵是指由灰度为 i 的像元位置 (x, y) 出发,在 Q 方向上距离为 d 、灰度级分别为 i, j 的一对像元出现的概率 $P(i, j, d, \theta)$ 所组成的概率矩阵 $[P(i, j, d, \theta)]_{N \times N}$ 。概率的表达式为

$$P(i, j, d, \theta) = [(x, y), (x + D_x, y + D_y) \mid f(x, y) = i, f(x + D_x, y + D_y) = j] \quad (4)$$

式中: i,j 为灰度级, $i,j=0,1,2,\cdots,N-1$; D_x,D_y 为位置偏移量; d 为灰度共生矩阵的生成步长; θ 为灰度共生矩阵的生成方向,通常取 $0^\circ,45^\circ,90^\circ,135^\circ$ 这 4 个方向,如图 2 所示,最后得到 $N\times N$ 方阵。

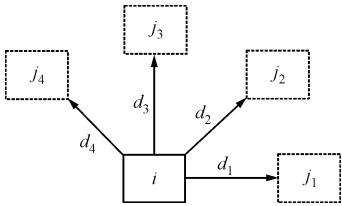


图 2 灰度共生矩阵的 4 个生成方向

灰度共生矩阵一般有 14 个特征量,本文取对比度、相关度、能量、逆差距、最大概率和熵 6 个特征。

3 FCM 聚类算法及择近原则

3.1 FCM 聚类算法

针对所要识别的故障信号样本数据集,按照该转子对不平衡量的许用值要求制定其合理的分类数。将振动图像样本空间 $x=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$ 分为 c 类($2\leq c\leq n$),定义样本点 x_i 属于第 j ($1\leq j\leq c$) 类的程度 u_{ij} , u_{ij} 组成的样本集合对应的矩阵为隶属度矩阵 $U^{[20]}$, u_{ij} 具有如下性质

0 ≤ u_{ij} ≤ 1 (5)

∑_{j=1}^c u_{ij} = 1 (6)

0 < ∑_{i=1}ⁿ u_{ij} < n (7)

FCM 聚类算法是在式(5)~(7)的约束下使目标函数 J_{fcm} 最小,有

J_{fcm}(U,C) = ∑_{i=1}ⁿ ∑_{j=1}^c u^m_{ij} d_{ij}(x_i,c_j) (8)

式中: m 为模糊加权指数,通常 $m>1$; C 为聚类中心; c_j 是 c 类中第 j 类的中心; $d_{ij}^2(x_i,c_j)=\|x_i-c_j\|$ 是样本点 x_i 至中心 c_i 的欧氏距离。

3.2 择近原则

本文采用以贴近度 N 实现分类操作的择近原则进行识别。设标准模式 $S_i(i=1,2,\cdots,n)$,待识别对象 T 为 2 个模糊子集, $N(S_{i_0},T)$ 为 S_{i_0} 与 T 的贴近度,若存在 i_0 ,使

N(S_{i₀},T) = max{N(S₁,T),N(S₂,T),⋯,N(S_n,T)} (9)

则认为 T 与 S_{i_0} 最贴近,判定 T 与 S_{i_0} 为一类。

这里,采用海明(Hamming)贴近度计算贴近度值,表达式为

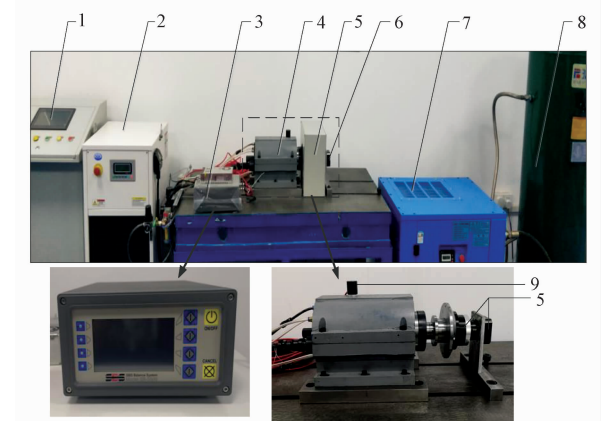
N(S,T)=1-1/n ∑_{k=1}ⁿ |S(x_k)-T(x_k)| (10)

贴近度 $N(S,T)$ 越大,表明 2 个模糊子集越相似,反之不相似。这种择近原则可以保证待识别的若干样本数据能够被有效地归结到之前制定的 c 个类别中,实现了对所有待分数据的合理分类。

4 电主轴转子失衡故障诊断试验

4.1 电主轴转子失衡模拟试验台

为验证所提出方法的有效性,以电主轴转子失衡故障诊断为例,建立了如图 3 所示试验平台。电主轴为 170MD12Y16 磨削主轴,具体参数见表 1;传感器选用 LW188193ICP 型加速度传感器,灵敏度为 $0.011\text{ V/m}\cdot\text{s}^{-2}$;电主轴右端轴段适配器上留有 4 个均布的配重螺纹孔,通过在孔中拧入配重螺丝来模拟转子不平衡。需要说明的是,主轴在实际运行过程中的失衡量在理论上是连续分布的,而本文在实验室环境下只能对其失衡量进行离散模拟,给出有限个失衡量下的研究结果,这不影响本文方法的普适性。



1:电控柜;2:水冷机;3:控制机;4:电主轴;5:防护罩;
6:平衡头;7:空压机;8:储气罐;9:加速度传感器

图 3 电主轴试验台

表 1 主轴电机主要参数

最高转速 /r·min ⁻¹	额定功率 /kW	额定电压 /V	额定电流 /A	最高频率 /Hz
12 000	10	350	22	400

4.2 失衡故障诊断试验

以电主轴转子失衡引起的振动幅值(不考虑相位)为分析参量,通过振幅到图像的转化,研究所提出的方法对不同失衡程度故障诊断的有效性。

4.2.1 基于一维振动信号的试验分析 转速 1 800 r/min 时,在配重盘上半径为 7.57 cm 的圆周上的

孔内分别拧入质量为 3.88 g 和 5.58 g 的螺钉,待转速平稳后即刻测试在正常和不平衡量分别为 29.37 g·cm、42.24 g·cm 时电主轴的振动信号。此处设置的试验转速和数据快速采集策略保证了主轴转子基本不受结构柔性和热效应的影响。图 4 所示为

正常和 2 种失衡状态下电主轴的时域波形及幅值频谱图,图中纵坐标振幅为重力加速度的倍数。由图 4 可知,在 1 倍转频即 30 Hz 时,随着不平衡量增加,相对振幅分别为 0.000 2、0.001 0、0.001 3,呈现不断增大的趋势。

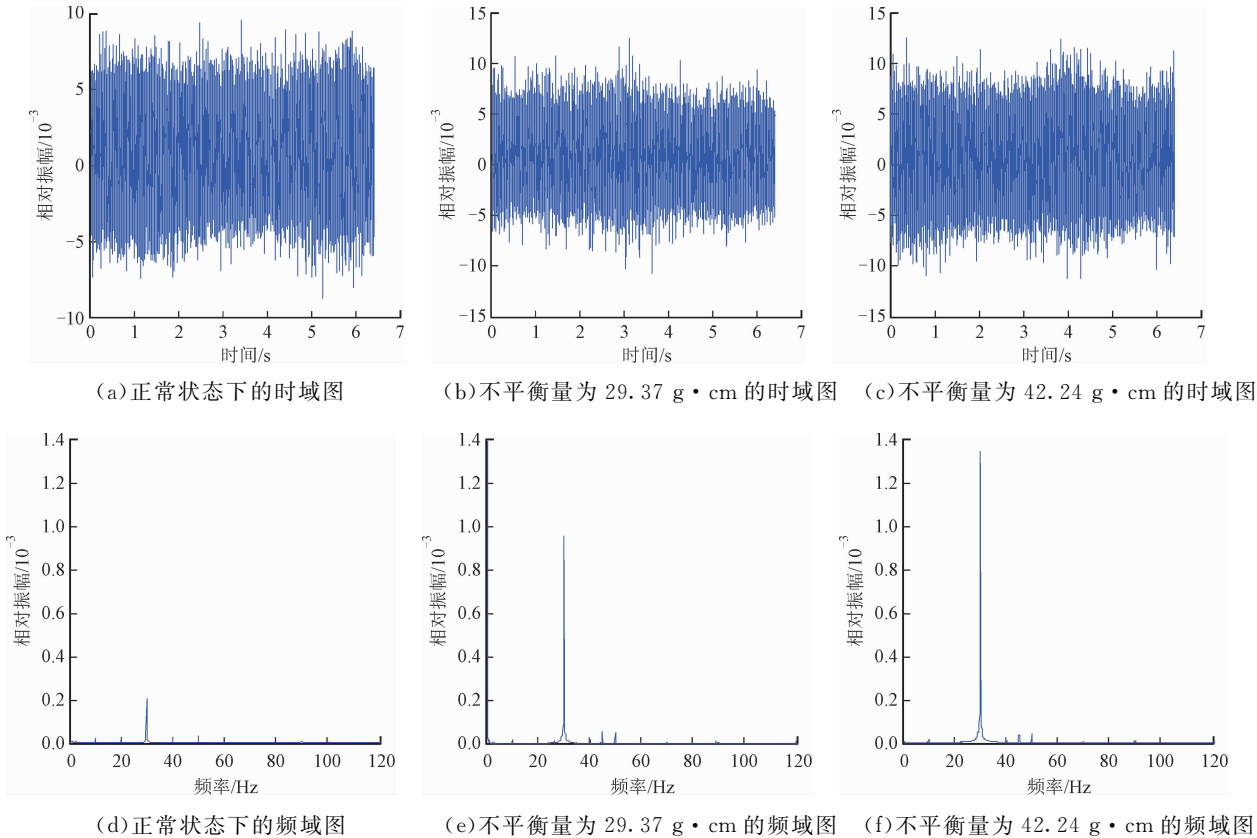
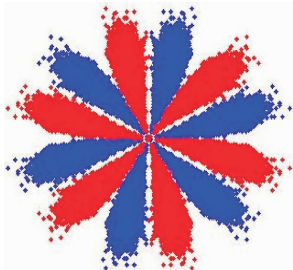


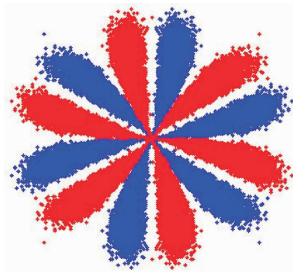
图 4 正常及 2 种不平衡量下电主轴的时域图和频域图

4.2.2 基于二维振动图像的试验分析

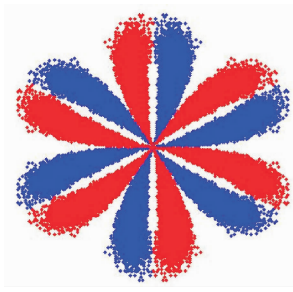
(1) 振动信号降噪及二维图像化。在图像生成前对振动信号进行降噪处理,本文采用经验模态分解(EMD)降噪方法,对信号执行 EMD 分解,提取含有主要故障特征信息的分量,其他分量则视为噪声处理。降噪后,按对称极坐标法生成雪花图像,如图 5 所示。由图 5 可知,随着失衡量增大,图像花瓣逐渐变瘦,初始线为 0° 时形成的第一对花瓣间隙逐渐



(a) 正常状态



(b) 不平衡量为 29.37 g·cm



(c) 不平衡量为 42.24 g·cm

图 5 正常状态及 2 种故障情况下的雪花图

变大;根据二维雪花图像的生成原理,与一维振动信号对比可知,二维图像和一维振动信号随着失衡量的增大变化规律一致,验证了二维雪花图像对失衡故障诊断的准确性,且更为形象直观。

(2)二维图像特征参数提取。为研究不同工况下振动信号雪花图的差异,提取灰度共生矩阵 4 个方向($\theta=0^{\circ},45^{\circ},90^{\circ},135^{\circ};d=1$)上的 6 个特征参

表 2 主轴正常状态和 2 种不平衡量时的特征参数

主轴状态	组别	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6
正常	第 1 组	0.779	1.324	7.116	0.481	0.616	0.865
	第 2 组	0.767	1.378	7.562	0.472	0.598	0.857
	第 3 组	0.754	1.433	8.054	0.460	0.579	0.848
不平衡量为 29.37 g·cm	第 1 组	0.785	1.298	6.907	0.486	0.625	0.869
	第 2 组	0.757	1.417	7.841	0.470	0.584	0.852
	第 3 组	0.761	1.401	7.673	0.476	0.589	0.855
不平衡量为 42.24 g·cm	第 1 组	0.764	1.391	7.622	0.474	0.593	0.856
	第 2 组	0.780	1.321	7.059	0.485	0.617	0.867
	第 3 组	0.790	1.277	6.757	0.487	0.632	0.872

(3)FCM 聚类识别。先将特征向量矩阵 $\mathbf{X}$ 进行标准化得到初始隶属度矩阵,其元素为

$$x_{ij}=\frac{x_{ij}-\min(x_j)}{\max(x_j)-\min(x_j)}$$

(11)

式中: x_j 为矩阵 $\mathbf{X}$ 的第 j 列值;分母为原始矩阵中

$$\mathbf{C}=\begin{bmatrix}0.042\ 2&0.127\ 7&1.000\ 0&0.000\ 0&0.018\ 0&0.055\ 3\\0.046\ 6&0.126\ 5&1.000\ 0&0.000\ 0&0.021\ 6&0.059\ 8\\0.040\ 6&0.128\ 2&1.000\ 0&0.000\ 0&0.016\ 9&0.053\ 4\end{bmatrix}$$

(12)

式(12)所得聚类中心 $\mathbf{C}$ 即作为判别主轴失衡的标准模式,矩阵中第 1、2、3 行分别为正常、不平衡量为 29.37 g·cm、不平衡量为 42.24 g·cm 时的样本数据的聚类中心。对 45 组未知故障样本数据,用式(11)进行标准化,再用式(10)计算其与标准模式 $\mathbf{C}$

数,得到共计 24 个参数。因不同方向会使共生矩阵含有不同纹理信息,舍弃任一方向均会丢失信息,故取 4 个方向的共生矩阵均值作为最终灰度共生矩阵,由此提取特征。6 个特征参数记为 $F_1\sim F_6$: F_1 代表最大概率, F_2 代表熵, F_3 代表对比度, F_4 代表相关, F_5 代表能量, F_6 代表逆差距。表 2 为不同情况下提取的特征参数。

第 j 列各元素最大值与最小值之差。通过标准化将数据压缩至 $[0,1]$ 区间。

将表 2 中特征参数标准化后作为 FCM 聚类输入,设聚类数为 3,设迭代停止阈值 $\epsilon=10^{-5}$,经过 4 次迭代,得到已知故障样本隶属度矩阵 $\mathbf{U}$,其聚类中心 $\mathbf{C}$ 为

每行的贴近度,由最大贴近度值判断未知故障类别。对 45 组未知样本进行故障识别,其中 9 组的识别结果见表 3。由实验结果可知,3 个分类对 45 组样本而言并未出现分类结果之外的样本被遗漏的情况。通过统计,45 组小样本的分类正确率为 73%,分类

表 3 9 组未知样本的识别结果

组号	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6	贴近度			判定结果
							正常	29.37 g·cm	42.24 g·cm	
1	0.769	1.366	7.429	0.478	0.601	0.860	0.999 8	0.997 6	0.999 3	正确
2	0.772	1.353	7.301	0.482	0.606	0.862	0.999 8	0.997 9	0.999 0	正确
3	0.767	1.377	7.466	0.479	0.598	0.859	0.999 7	0.997 1	0.999 4	正确
4	0.785	1.296	6.907	0.484	0.625	0.869	0.997 6	0.999 9	0.996 7	正确
5	0.786	1.293	6.967	0.476	0.626	0.868	0.997 0	0.999 3	0.996 2	正确
6	0.789	1.282	6.785	0.487	0.630	0.872	0.997 1	0.999 4	0.996 2	正确
7	0.759	1.411	7.794	0.470	0.587	0.853	0.998 6	0.996 3	0.999 4	正确
8	0.764	1.391	7.556	0.480	0.593	0.857	0.998 8	0.996 5	0.999 7	正确
9	0.760	1.407	7.706	0.476	0.588	0.854	0.998 4	0.996 2	0.999 3	正确

结果证明,本文方法能对电主轴失衡故障进行有效识别。

5 结 论

提出了一种基于对称极坐标图像和模糊 C 均值聚类相结合的故障诊断新方法,以电主轴转子失衡故障为例进行了试验验证,得到以下结果:

(1)一维振动信号不经过时频变换,经过 EMD 降噪后直接利用对称极坐标方法生成二维雪花图像,方法简单,生成的雪花图像能直观区分故障程度;

(2)对二维雪花图像利用灰度共生矩阵进行特征参数提取,采用 FCM 算法对故障样本进行分类,采用海明贴近度进行模式识别,简单有效;

(3)完成了电主轴转子不同失衡量故障诊断试验,将振动信号分别进行一维振动分析和二维雪花图像分析及模糊 C 均值聚类识别。结果表明,在 1 800 r/min 时,基于对称极坐标图像法和 FCM 聚类相结合的故障诊断方法可以准确、有效地区分不同程度失衡故障,小样本情况下的识别准确率达到 73%。

参考文献:

- [1] 杨兆军,陈传海,陈菲,等. 数控机床可靠性技术的研究进展 [J]. 机械工程学报, 2013, 49(20): 130-139.
YANG Zhaojun, CHEN Chuanhai, CHEN Fei, et al. Progress in the research of reliability technology of machine tools [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(20): 130-139.
- [2] LIN J, ZUO M J. Gearbox fault diagnosis using adaptive wavelet filter [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2003, 17(6): 1259-1269.
- [3] WILLIAMS T, RIBADENEIRA X, BILLINGTON S. Rolling element bearing diagnostics in run-to-failure lifetime testing [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 15(5): 979-993.
- [4] 李力,唐茗. 滚动轴承故障程度诊断方法研究 [J]. 轴承, 2009(4): 42-46.
LI Li, TANG Ming. Research on fault severity evaluation method for rolling bearings [J]. Bearing, 2009 (4): 42-46.
- [5] 窦东阳,赵英凯. 基于 EMD 和 Lempel-Ziv 指标的滚动轴承损伤程度识别研究 [J]. 振动与冲击, 2010, 29(3): 5-8.
DOU Dongyang, ZHAO Yingkai. Fault severity assessment for rolling element bearings based on EMD and Lempel-Ziv index [J]. Journal of Vibration and

- Shock, 2010, 29(3): 5-8.
- [6] 窦唯,刘占生. 基于灰度-梯度共生矩阵的旋转机械振动时频图形识别方法 [J]. 振动工程学报, 2009, 29(1): 85-91.
DOU Wei, LIU Zhansheng. A fault diagnosis method based on gray level-gradient co-occurrence matrix of time-frequency image for rotating machinery [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 29(1): 85-91.
- [7] DOU Wei, LIU Zhansheng. A recognition method of vibration parameter image based on improved immune negative selection algorithm for rotating machinery [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2009, 16(1): 5-10.
- [8] 林勇,胡夏夏,朱根兴,等. 基于振动谱图像识别的智能故障诊断 [J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(2): 175-180.
LIN Yong, HU Xiaxia, ZHU Genxing, et al. Intelligent fault diagnosis using image recognition of vibration spectrogram [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(2): 175-180.
- [9] 林勇,周晓军,杨先勇,等. 基于 SPWVD 识别的滚动轴承智能检测方法 [J]. 振动与冲击, 2009, 28(9): 86-90.
LIN Yong, ZHOU Xiaojun, YANG Xianyong, et al. Intelligent fault diagnosis methods of rolling bearing based on SPWVD and AIN [J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(9): 86-90.
- [10] LI B, MI S S, LIU P Y, et al. Classification of time-frequency representations using improved morphological pattern spectrum for engine fault diagnosis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2013, 332(13): 3329-3337.
- [11] 丁雷,曾锐利. 基于三阶累积量图像纹理特征和 SVM 的发动机故障诊断 [J]. 军事交通学院学报, 2018, 20(7): 44-49.
DING Lei, ZENG Ruili. Engine fault diagnosis based on third-order cumulant image texture feature and Support Vector Machine methods [J]. Journal of Academy of Military Transportation, 2018, 20(7): 44-49.
- [12] LU C, WANG Z, ZHOU B. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing using hierarchical convolutional network based health state classification [J]. Advanced Engineering Informatics, 2017, 32: 139-151.
- [13] MUHAMMET U, MUSTAFA O, MUSTAFA D, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using a genetic algorithm optimized neural network [J]. Measurement, 2014, 58: 187-196.

(下转第 86 页)