

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1702722

# 高端数控装备多源信息融合状态识别模型<sup>\*</sup>

王红军<sup>1,2</sup>, 谷玉海<sup>2</sup>, 王 茂<sup>1</sup>, 赵 川<sup>1</sup>

(1. 北京信息科技大学机电工程学院 北京 100192;

2. 北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192)

**摘 要:** 为了对高档数控装备的运行状态进行实时监测和有效感知, 实现对状态的有效识别和判断, 提出了一种基于运行状态多源多域空间信息融合的状态识别模型, 采用增殖流形的相似度进行状态识别。对高端装备的电流信号和振动信号进行信息融合, 对融合信号的时域、频域、时频域进行特征获取, 重构初始特征的多域高维相空间, 采用局部线性嵌入结构进行降维, 优化本征维数, 采用距离判据获得低维敏感特征, 构建低维流形特征的增殖相似度参数实现对设备不同状态的识别。最后将该模型用于主轴试验台和某加工中心进行了试验验证, 快速有效方便地识别出主轴的不同状态, 验证了模型的有效性。

**关键词:** 高端数控装备; 多源信息; 融合; 状态识别模型

**中图分类号:** TH17      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 466

## Condition recognition model based on multi-source information fusion for high-end CNC equipment

Wang Hongjun<sup>1,2</sup>, Gu Yuhai<sup>2</sup>, Wang Mao<sup>1</sup>, Zhao Chuan<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China;

2. Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

**Abstract:** In order to perform running condition real time monitoring and effective perception of high-end CNC equipment and realize effective identification and judgement of the working condition, a condition recognition model based on running condition multi-source multi-domain space information fusion is proposed. The similarity of the proliferation manifold is adopted to carry out condition recognition. Firstly, the vibration and current signals of the high-end equipment are fused. Then, the features of the fused signal are acquired in time domain, frequency domain and time-frequency domain; the multi-domain high-dimensional phase space of the initial characteristics is reconstructed. The local linear embedded structure is adopted to perform dimension reduction, the intrinsic dimensionality is optimized; and the distance criterion is adopted to obtain the low dimension sensitive features. The proliferation similarity parameters of low-dimensional manifold characteristics are constructed and used to recognize different working conditions of the equipment. Finally, the model was applied in the spindle test platform as well as a certain vertical machining center to conduct test verification, and different spindle conditions were recognized fast, effectively and conveniently. The results verify the effectiveness of the model.

**Keywords:** high-end CNC equipment; multi-source information; fusion; condition recognition model

## 0 引 言

高端数控装备正朝着高速、高精度、重载和复合加工的方向发展, 如果不能及时诊断早期故障并预警, 将会造

成废品导致严重损失。数控装备出现故障而导致非正常停机, 尤其是处于生产线关键核心部位的高档数控装备, 将带来重大的停机损失<sup>[1-2]</sup>。高档数控装备由于结构复杂、传递环节较多, 要准确获取设备运行状态信息, 需要在高端装备的主轴、进给轴的滚珠丝杠副、轴承支撑座等

收稿日期: 2017-10      Received Date: 2017-10

<sup>\*</sup> 基金项目: 国家自然科学基金(51575055)、国家科技重大专项(2015ZX04001002) 资助

多部位安装传感器<sup>[3-4]</sup>。研究表明<sup>[5-7]</sup>流形学习比核主成分分析、遗传等传统算法更能体现事物的本质,在提取出主要变量的同时还获得了原始空间的真实结构,对非线性流形结构数据具有一定的自适应性。马萍等人<sup>[8]</sup>和王红军等人<sup>[9]</sup>采用局部和全局结构提取滚动轴承敏感特征;文献[10-14]等采用非线性流形等度映射进行特征提取,利用非线性降维方法保留了振动信号中内含的整体集合结构信息等进行故障诊断和预测;文献[15-16]研究了可靠性预测的方法。但上述研究主要基于单一类型传感器信号,不能解决目前基于工业现场多传感器信号的设备状态判断和预测。多源信息融合可全面丰富地描述机电系统运行状态,与单信源相比优势明显,随着信源增加,数据处理复杂程度也随之增加。

本文提出了基于运行状态多源多域空间信息融合状态识别模型。首先基于振动和电流传感器,采集运行状态多源传感器信息并进行信息融合;对融合后的特征分别进行时、频和时频域信号处理获取多域空间内的状态特征;重构多域高维相空间,流形降维后采用距离判据获得低维特征;构建低维流形特征的相似度参数实现对不同状态的识别。最后,该模型应用于主轴试验台和立式加工中心的实例验证,实验结果验证了该模型的有效性。

## 1 高端装备的多源传感器信息融合

高端数控装备主要包括主轴系统、进给系统、数控系统、液压系统和工作台等多个部件部分,其中主轴和进给轴的状态和精度直接影响零件的加工精度。主轴系统在运行过程中产生的振动信号反映了主轴由于旋转、变速、加载等情况下内部各种激振力的综合作用效果。在主轴的轴承支撑部分和主轴端部布置振动传感器,采集各个部位的振动信息;在进给系统的滚珠丝杠副的螺母座安装振动和温度传感器;在前后轴承的支撑位置安装振动传感器和温度传感器。主轴电机电流由于易于获取并逐渐被用于对主轴系统运行状态进行监测和判断,采用电流互感器采集各个轴的电流。振动、电流、温度等多类型信源表征了系统的不同属性信息,利于从多角度多方位来反映系统的运行状态。

多传感器所测信号类型不同,如为保证样本量,选择三相电流信号,对电流信号进行原始融合。采用三个电流互感器采集三相电流信号,进行信号级多源融合,确保信息的完整性和稳定性。设电流互感器检测的三相电流分别为 $\vec{R}$ 、 $\vec{S}$ 、 $\vec{T}$ ,则根据三相电流关系令: $\vec{R} = I \sin \theta$ ,  $\vec{S} = I \sin(\theta + \frac{2}{3}\pi)$ ,  $\vec{T} = I \sin(\theta - \frac{2}{3}\pi)$ ,其中 $I$ 为定子电流幅值,为转子旋转角度。获得随时间变化的等效直流电信号:

$$I_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{R^2 + S^2 + T^2}{3}} \quad (1)$$

## 2 局部线性嵌入多域空间特征融合

### 2.1 多域空间的特征获取

在时域和频域空间,将信号分段。假设信号 $x_i$ 长度为 $n$ ,可将信号均分为 $k$ 段,对每段信号提取时域13个(绝对均值、均方根值、方根幅值、最大幅度、波形指标、峰峰值、峭度、方差、峰值指标、脉冲指标、裕度指标、歪度等)、频域7个(平均频率、谱峰稳定系数、第一频带相对能量、第二频带相对能量、第三频带相对能量、第四频带相对能量、第五频带相对能量等)共计20个特征。在小波分析时频空间域,将信号 $x_i$ 进行一维小波变换,得出小波变换平面图,根据平面图确定关心的尺度,提取尺度系数向量,将系数向量分为 $k$ 段,计算每段的均值、方差和峰值。构建多源多域数据特征融合空间时,由于信号数据量纲不同,对信号进行归一化处理:

$$x_i^* = \frac{x_i - \bar{x}}{\sqrt{\sigma}} \quad (2)$$

式中: $\bar{x}$ 为样本集均值; $\sigma$ 为样本方差。将单段信号作为一个23维的样本点 $N_i$ ,样本点总数记为 $N$ ,构建23维特征矩阵。

### 2.2 多域空间的局部嵌入降维

选定23维高维数据集 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_L\} \in R^N$ ,构造高维特征空间。首先计算近邻点。求解权值矩阵 $W$ 。若 $X_i$ 和 $X_j$ 不是近邻点,则 $w_{ij} = 0$ 且 $\sum w_{ij} = 1$ 。

重构成本函数 $g(w) = \sum_i (X_i - \sum w_{ij} X_j)^2$ 最小,  $w_{ij} = \sum_i (C_{jk}^i)^{-1} / \sum_{lm} (C_{lm}^i)^{-1}$ ,其中 $C^i$ 是 $X_i$ 的局部协方差阵,元素 $E = (I - W^T)^T (I - W)$ , $X_j$ 和 $X_k$ 是数据点 $X_i$ 的邻域点。保持权值矩阵 $W = (w_{ij})$ 不变,最小化嵌入成本函数 $\varphi(Y) = \sum_i (Y_i - \sum w_{ij} Y_j)^2$ ,保证低维重构误差最小。定义矩阵 $M = (I - W)^T (I - W)$ ,其中 $I$ 为 $L$ 阶单位阵,计算矩阵 $M$ 的非零特征值对应的特征向量构建矩阵 $Y$ (每个特征向量对应 $Y$ 的一列)。

输出 $l \times d$ 阶矩阵 $Y$ 。进行本征维数估计,假设邻域为 $k$ 时,最优估计值为 $\hat{d}_k$ ,则 $\hat{d}_k$ 满足 $B(k; \hat{d}_k) = \min\{B(k; d)\}, 1 \leq d \leq d_s$ 。

构建能够反映流形的局部线性特性的邻域,邻域容量的估计值 $\hat{k}$ 满足:

$$Z(\hat{k}) = \min\{Z(k) | k = 1, 2, \dots, N-1\} \quad (3)$$

## 3 多源多域空间信息融合状态识别

多源多域空间信息融合状态识别流程如图1所示,

步骤如下:

- 1) 传感器信号级别融合, 对提取的时域特征、频域特征、小波域特征进行特征融合;
- 2) 获取多域流形学习低维敏感特征, 根据敏感度进行融合特征获取, 获得融合特征集;
- 3) 基于低维流形增量相似度的状态识别方法, 计算特征的流形间距离和融合特征流形增量相似度参量, 进行机电系统状态识别判断。

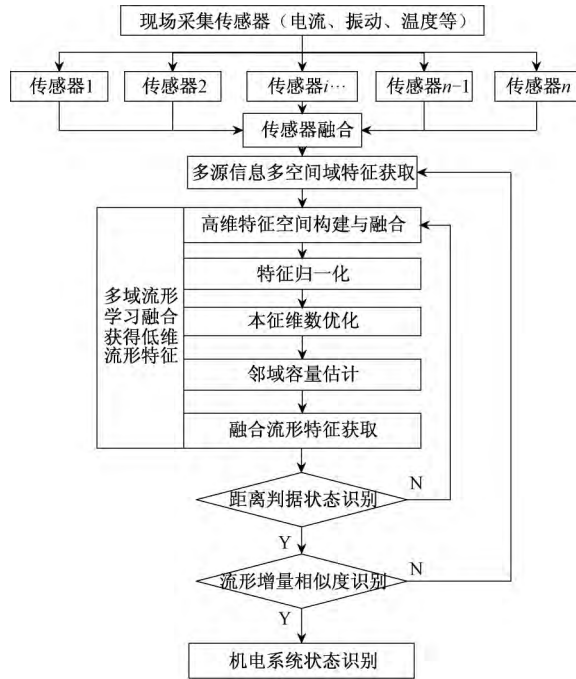


图1 多源多域空间信息融合状态识别流程

Fig.1 Flow chart of multi-source multi-domain space information fusion condition recognition

设特征空间中存在两个实例点, 分别为  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  和  $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ , 记两点间的距离为  $dis(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$ 。对于相同样本点数的低维流形, 流形矩阵中对应位置实例间距离为  $dis_1, dis_2, \dots, dis_N$ , 记流形间距离为:

$$dis(M_1, M_2) = \frac{\sum_{j=1}^N dis_j}{\min(d_1, d_2)} \quad (4)$$

式中:  $d_1, d_2$  分别为流形  $M_1, M_2$  的估计维数。

设低维流形对应的矩阵为  $M_{N \times d}$ ,  $N$  是流形所包含的样本点数,  $d$  为样本点维数, 定义流形变量  $x_{\min} = |x_{l_{i+1}} - x_{l_i}|$ ,  $x_{\max} = |x_{r_{i+1}} - x_{r_i}|$ ,  $\nabla B = |y_{i+1} - y_i|$ 。定义流形方向  $dir \in \{-1, 1\}$ , 式中,  $x_{l_i}$  为流形  $x$  维最小值,  $x_{r_i}$  为流形  $x$  维最大值,  $\nabla B$  为流形  $y$  维宽度即  $\nabla B = |y_{\max} - y_{\min}|$ ,  $y_{\min}$  为流形  $y$  维最小值,  $y_{\max}$  为流形  $y$  维最

大值。当流形  $y$  维最小值所在位置为  $x$  维端点时, 记  $k_i = 1$ , 否则为  $-1$ ; 令  $dir = k_i \cdot k_j$ , 当计算值为  $1$  时表示两个流形方向趋势相同, 否则相反。流形间距离  $dir(M_i, M_j)$  判断流形间分布区域接近程度; 流形增量相似度  $x_{\min}, x_{\max}, \nabla B, dir$  判断两个同维流形的相似程度。判断依据如下:

- 1) 与正常状态特征对比,  $dir = -1$ , 流形方向不同, 属于严重异常的故障状态。
- 2)  $dir = 1$ , 比较  $x_{\min}, x_{\max}, \nabla B$  各参量值。与正常状态差值小于  $5$  状态为正常; 差值大于  $5$  小于  $10$  状态为轻微异常; 距离相似度大于  $10$  属于严重异常的故障状态。

#### 4 主轴试验台状态识别

采用实验室的主轴特性试验台, 试验台如图2所示。该实验台由电主轴、测功机、液压加载缸、变频器、冷却润滑系统、数据采集系统组成。通过测功机对运行过程中电主轴施加反向扭矩, 来模拟不同磨损情况下的主轴工况。根据所加扭矩大小的不同将主轴状态定义为正常状态、轻微磨损状态(故障1)、中度磨损状态(故障2)、严重磨损状态(故障3)。采用电流互感器采集电流信号和主轴轴承部位的振动信号。



图2 主轴特性试验台

Fig.2 Motorized spindle characteristic experiment platform

图3所示为主轴正常状态的二维流形特征, 两流形的距离差为  $4.84802 < 10$ , 空间距离接近; 端点差值分别为  $3.10518$  和  $7.18806$ , 带宽差值为  $3.63583$ , 流形开口方向为  $1$ , 待测状态为正常状态, 与实际一致。

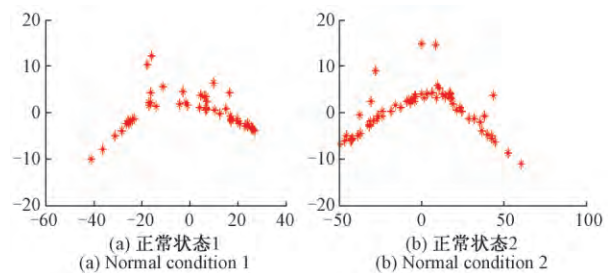


图3 两个正常状态的二维流形特征

Fig.3 2D manifold features for two normal conditions

图4所示为正常状态1和故障状态1的二维流形特征,由图4可判断,故障1的二维流形同正常状态特征比较,其流形方向相反,各参量差值较大,分别为25.883 2、11.659 3、15.025 6。图5和6所示为不同故障状态下的二维流形特征。

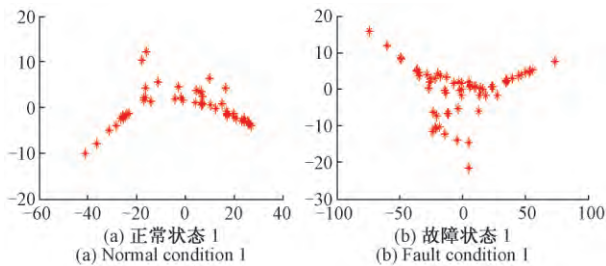


图4 正常状态1和故障状态1二维流形特征  
Fig.4 2D manifold features for normal condition 1 and fault condition 1

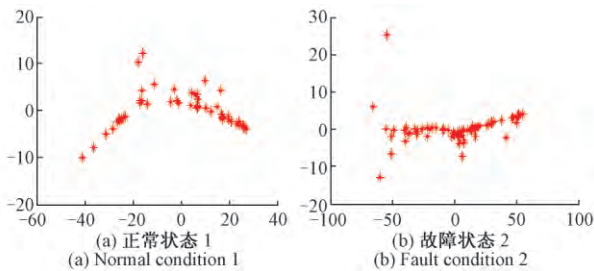


图5 正常状态1和故障状态2的二维流形特征  
Fig.5 2D manifold features for normal condition 1 and fault condition 2

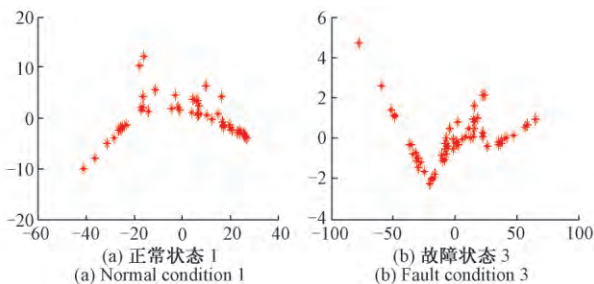


图6 正常状态1和故障状态3的二维流形特征  
Fig.6 2D manifold features for normal condition 1 and fault condition 3

由表1中各参数值可以判断,当 $dir = -1$ 时,流形方向不同,即可判断两个状态不同;当 $dir = 1$ 时,比较各参量值的差值,较小时,表明流形相似度较高,反之相似度小,状态不同。当距离相似度大于10时,特征在空间中的距离较远,状态不同。该方法有助于实现基于流形特征的设备状态的自动判断。

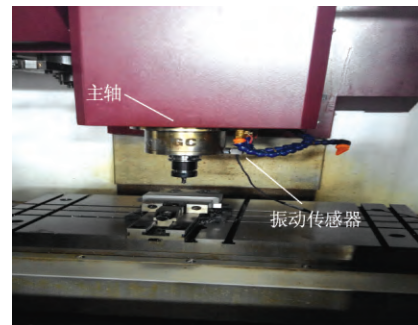
表1 故障与正常状态流形特征相似度参量值

Table 1 Manifold features similarity parameters for normal and fault conditions

状态参量	正常2	故障1	故障2	故障3
距离相似度	4.848 0	4.400 7	5.591 1	5.086 7
$x_{\min}$	3.105 1	25.883	15.968	12.646
$x_{\max}$	7.188 0	11.659	7.956 7	4.850 0
$\nabla B$	3.635 8	15.025	15.622	17.374
$dir$	1	-1	-1	-1

## 5 立式加工中心状态识别

对于某立式加工中心,采用IPC型三向加速度传感器、电流互感器等传感器采集主轴的振动和电流信号,对其状态进行识别,传感器的布置如图7所示。



(a) 振动传感器  
(a) Vibration sensor



(b) 电流互感器  
(b) Current transformer

图7 传感器布置

Fig.7 Layout of the sensors

对主轴的空载状态进行监测分析,通道1、2、3、4分别对应主轴电机的R相、S相、Z相电流信号和靠近轴端的振动信号。转速分别设置为500、1 000、2 000、3 000、4 000、5 000 r/min。图8所示为1 000 r/min时主轴信号融合及分析图。



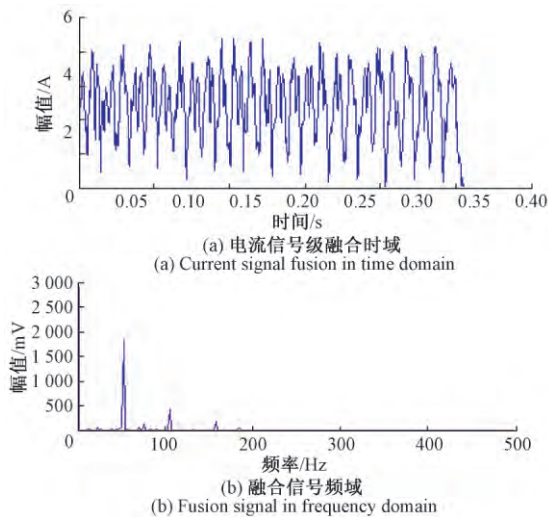


图8 1 000 r/min 时主轴信号融合及分析

Fig. 8 Spindle fusion signal and analysis diagram  
at 1 000 r/min

计算融合信号的时域及频域特征参量及小波系数向量的特征参量,构建高维特征空间。确定本征维数  $d$  估计值为 2,邻域容量估计值为 10,进行流形学习降维,分别采用局部映射、线性嵌入和线性局部嵌入方法获得低维流形特征。经过比较发现线性嵌入提取的流形特征的聚合度及流形分布趋势较好。

采用  $\varnothing 10$  立铣刀分 6 次切削铝材,每次切削深度分别为 1、2、3、4、5、6 mm,主轴转速为 1 000 r/min,进给速度为 100 mm/min。一组采用缺损一个齿的铣刀进行加工。分别提取主轴 2 000、4 000 r/min 空载转速、切削深度为 2 mm、铣刀故障状态 4 种状态下的振动融合电流低维流形,以 1 000 r/min 时的二维流形为基准,通过距离判据及流形增量相似度对流形间的差异做出量化,如表 2 所示。

表2 不同转速状态下融合流形相似度

Table 2 Fusion manifold similarity parameters under different rotation speeds

RPM 参量	2 000/1 000 (r/min) (空载)	4 000/1 000 (r/min) (空载)	1 000/1 000 (r/min) (切削深度 2 mm)	1 000/1 000 (r/min) (切削深度 2 mm, 故障状态)
距离相似度	0.009 5	0.009 3	0.009 5	3.560 3
$x_{\min}$	0.022 8	0.006 0	0.004 2	6.067 1
$x_{\max}$	0.028 7	0.011 6	0.002 6	10.567 5
$\nabla B$	0.012 5	0.003 7	0.014 6	12.146 5
$dir$	1	1	1	-1

从表 2 中可以看出,当转速处于不同状态时, $dir = 1$  时,提取的融合电流多空间域二维流形的距离相似度非常接近,端点间差异及带宽差异值很小,流形趋势保持一致,表明主轴在空载状态下转速不同时,融合电流多空间域的二维流形变化微小,根据不同转速下的流形特征判断主轴处于正常运行状态。该方法可以方便地将正常状态不同转速下的状态识别为正常状态;刀具故障时  $dir = -1$  时,为故障状态。快速方便地识别了机床的正常和异常状态。

## 6 结 论

高端数控装备的各个部件状态的发展趋势的特征指标是当前高端装备运行状态监测的重点,其关键就是基于实时对运行状态进行有效识别和判断。

1) 基于运行状态多源多域空间信息融合状态识别模型在试验台和立式加工中心上进行了验证,方便准确地识别了设备的不同状态,结果验证了该模型的有效性。

2) 采用来自设备的多源信号进行信息融合,全面考虑了现场多源传感器信息。对融合信号的时域、频域、时频域进行特征获取;重构初始特征的多域高维相空间,采用线性嵌入结构进行降维,优化本征维数,采用距离判据获得低维敏感特征,解决了多源信息处理复杂困难的问题。

3) 采用增殖流形相似度进行状态的识别,方便地将流形图形特征转变为数据描述,实现了状态识别的自动化。

## 参考文献

- [1] 张晓涛,唐力伟,王平,等. 基于多尺度正交 PCA-LPP 流形学习算法的故障特征增强方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(13): 66-70.  
ZHANG X T, TANG L W, WANG P, et al. Fault feature enhancement method based on multiscale orthogonal PCA-LPP manifold learning algorithm [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(13): 66-70.
- [2] WANG H J, XU X L, ROSEN B G. Fault diagnosis model based on multi-manifold learning and PSO-SVM for machinery [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(Suppl. 12): 92-96.
- [3] 周卫庆,司凤琪,徐治皋,等. 基于 KPCA 残差方向梯度的故障检测方法及应用[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2518-2524.  
ZHOU W Q, SI F Q, XU ZH G, et al. Fault detection method based on KPCA residual direction gradient and its application [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10): 2518-2524.
- [4] 杨婧,冯其波. 数控机床空间几何误差测量研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(8): 1901-1911.

- YANG J, FENG Q B. Research progress on volumetric geometric error measurement of numerical control machine tools [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38 (8): 1901-1911.
- [5] 欧璐, 于德介. 基于监督拉普拉斯分值和主元分析的滚动轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2014, 50(5): 88-94.
- OU L, YU D J. Rolling bearing fault diagnosis based on supervised laplaian score and principal component analysis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(5): 88-94.
- [6] 王红军, 汪亮. 基于多域空间状态特征的高端装备运行可靠性评价[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 804-810.
- WANG H J, WANG L. High-end equipment operating reliability assessment based on multi-domain status space [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 804-810.
- [7] XU X L, JIANG Z H L, WANG H J, et al. Application of the state deterioration evolution based on bi-spectrum in wind turbine [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2014, 228(11): 1958-1967.
- [8] 刘美容, 曾黎, 何怡刚, 等. 基于LMD多尺度熵和极限学习机的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(4): 530-536.
- LIU M R, ZENG L, HE Y G, et al. Analog circuit fault diagnosis based on LMD multi scale entropy and extreme learning machine [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(4): 530-536.
- [9] 马萍, 张宏立, 范文慧. 基于局部与全局结构保持算法的滚动轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2017, 53(2): 20-25.
- MA P, ZHANG H L, FAN W H. Fault diagnosis of rolling bearings based on local and global preserving embedding algorithm [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(2): 20-25.
- [10] 王红军, 万鹏. 基于EEMD和小波包变换的早期故障敏感特征获取[J]. 北京理工大学学报, 2013, 33(9): 945-950.
- WANG H J, WAN P. Sensitive features extraction of early fault based on EEMD and WPT [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2013, 33(9): 945-950.
- [11] 万鹏, 王红军, 徐小力. 局部切空间排列和支持向量机的故障诊断模型[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(12): 2789-2795.
- WAN P, WANG H J, XU X L. Fault diagnosis model based on local tangent space alignment and support vector machine [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(12): 2789-2795.
- [12] WAN P, WANG H J, MA CH. Rotating machinery fault prediction based on manifold learning method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34 (Suppl. 6): 128-133.
- [13] 赵川, 王红军, 张怀存, 等. 高速电主轴运行状态下模态识别及高速效应分析[J]. 机械科学与技术, 2016, 35(6): 846-852.
- ZHAO CH, WANG H J, ZHANG H C, et al. Modal parameter identification and high-speed effects analysis of a high speed motorized spindle under running state [J]. Mechanical Science and Technology, 2016, 35(6): 846-852.
- [14] 王红军, 徐小力, 万鹏. 基于轴心轨迹流形拓扑空间的转子系统故障诊断[J]. 机械工程学报, 2014, 50(5): 95-101.
- WANG H J, XU X L, WAN P. Rotor system fault diagnosis based on orbit manifold topological [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(5): 95-101.
- [15] 杜晨琛, 刘文波, 陈旺才. 多传感器特征决策融合的钢轨裂纹识别方法[J]. 电子测量技术, 2017, 40(11): 157-160.
- DU CH CH, LIU W B, CHEN W C. Rail crack recognition based on multi sensor feature decision fusion [J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(11): 157-160.
- [16] 黄劼, 林鸿伟, 黄彦. 基于蚁群算法的继电保护系统可靠性分析[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(9): 104-108.
- HUANG J, LIN H W, HUANG Y. Reliability analysis of relay protection system based on ant colony algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(9): 104-108.

## 作者简介



王红军(通信作者), 1993年于西北工业大学获得硕士学位, 2005年于北京理工大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能制造与机器人、机电系统监控监测与故障诊断、高档数控机床智能维护与可靠性预测。

E-mail: wanghongjun@bistu.edu.cn

**Wang Hongjun** (Corresponding author) received her M. Sc. degree from Northwestern Polytechnic University in 1993 and Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2005. Now, she is a professor in Beijing Information Science and Technology University and Ph. D. supervisor in China Academy of Machinery Science and Technology (CAM). Her main research interests include intelligent manufacturing and robot, mechatronic system monitoring and measurement, fault diagnosis and prediction, high-end CNC intelligent maintenance and reliability prediction.