

基于 QPSO-HMM 的滚动轴承故障程度辨识*

杨铮鑫¹, 王明罡¹, 龚博², 党鹏飞¹

(1. 沈阳化工大学机械与动力工程学院 沈阳, 110142) (2. 采油六厂第二油矿地质队 大庆, 163400)

摘要 综合量子粒子群优化算法 (quantum particle swarm optimization, 简称 QPSO) 的全局搜索能力与隐马尔科夫模型 (hidden Markov model, 简称 HMM) 良好的时间序列分类能力, 提出一种基于 QPSO-HMM 的滚动轴承故障程度辨识方法, 并利用实测振动信号对该方法的性能进行验证。首先, 采用变分模态分解对实测振动信号进行分解, 并用奇异值分解进行信号特征提取; 其次, 利用 QPSO 算法和样本信号对 HMM 进行训练; 最后, 将测试信号输入训练得到的 HMM 中进行滚动轴承故障程度辨识。结果表明, 该算法解决了 HMM 的参数估计局部最优优化问题, 对滚动轴承不同故障程度的辨识准确率较高。

关键词 故障程度辨识; 隐马尔科夫模型; 量子粒子群优化; 滚动轴承
中图分类号 TH133.33; TH165

引言

滚动轴承是旋转机械中的关键部件, 其故障可能导致高成本停机, 甚至造成整个机械的灾难性故障^[1]。为了保证机械的运行安全, 降低维修成本, 以故障程度评估技术为核心的状态维修越来越受到人们的重视^[2]。目前, 滚动轴承的故障程度辨识已经成为了新的研究热点。

滚动轴承的工作环境十分复杂, 给其故障信号的特征提取带来了许多困难。国内外众多学者对信号特征提取技术进行了深入的研究。文献[3]用小波变换把滚动轴承的原始信号分解, 通过相关性对比, 选择最优的本征模态函数 (intrinsic mode function, 简称 IMF), 最后用主成分分析的方法对特征矩阵进行降维, 并通过 Gath-Geva 分类算法进行故障辨识。文献[4]提出一种基于集合经验模态分解和多尺度模糊熵的故障特征提取方法, 并将特征向量作为支持向量机的输入, 以此进行训练和测试。Hilbert-Huang 变换 (Hilbert-Huang transform, 简称 HHT) 是一种自适应信号处理方法, 在处理非线性、非稳态信号方面有着很大优势, 已经广泛应用于故障诊断、生物医学、海洋科学等方面。文献[5]利用 HHT 变换和奇异值分解, 获得特征向量矩阵, 运用 Elman 神经网络进行状态识别。文献[6]提出一种改进的 HHT 变换方法并定义多种均值曲线, 从得

到的多个 IMF 分量中选择最优分量, 再采用改进的经验调幅调频分解和改进的直接正交方法对信号进行解调, 将该方法用于故障诊断, 通过实验验证了该方法的可行性。

HMM 拥有很强的时间序列分类能力, 经常用来描述一个系统中各种隐状态的转移和显示概率, 能够对滚动轴承的故障程度进行精确的辨识。文献[7]把 HMM 运用在有着各种不同操作的化工应用中, 把测量数据作为训练数据来对 HMM 进行训练。然后以此模型为标准, 对数据样本进行分类, 通过实验证明了此方法的有效性。文献[8]用谱相关密度组合切片能量熵的方法对不同状态下的滚动轴承原始信号进行特征提取, 并对连续的 HMM 进行训练, 利用得到的 HMM 进行故障诊断, 诊断结果较为准确。QPSO 算法以量子物理基本理论为基础, 摆脱了粒子群优化算法 (particle swarm optimization, 简称 PSO) 容易陷入局部最优的问题, 近年来已被广泛地应用于动力学参数辨识、路径优化、图像处理等方面。文献[9]利用奇异熵对包含大量噪声的振动信号进行降噪处理, 并采用 QPSO 优化相关向量机故障诊断方法进行故障识别, 通过实验证实了此方法的有效性。

笔者利用 QPSO 算法的全局搜索能力, 将其引入 HMM 中, 解决了 HMM 训练过程陷入局部最优的情况, 并提出了基于 QPSO-HMM 的滚动轴承故

* 国家自然科学基金资助项目(11702178); 辽宁省博士启动基金资助项目(20180540013); 辽宁省教育厅资助项目(LQ2019008)
收稿日期: 2019-10-13; 修回日期: 2020-04-30

障程度辨识方法。实验结果表明,故障程度辨识准确率较高。

1 QPSO算法的基本原理

QPSO算法是基于PSO算法提出的一种新的种群智能算法^[10],具有强大的全局搜索能力。QP-SO算法的种群由 N 个代表最优解的粒子组成,在一个 M 维的空间中进行最优解搜索,在 t 时刻,第 i 个粒子的位置为

$$X_i(t)=[x_{i1}(t) x_{i2}(t) \cdots x_{iM}(t)] \quad (1)$$

在QPSO算法中,每个粒子移动所遵循的公式为

$$C(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i(t) = \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N P_{i1}(t), \sum_{i=1}^N P_{i2}(t), \cdots, \sum_{i=1}^N P_{iM}(t) \right] \quad (2)$$

$$p_{ij}(t) = \varphi_{ij}(t) P_{ij}(t) + [1 - \varphi_{ij}(t)] P g_j(t) \quad (3)$$

($j=1, 2, \cdots, M$)

$$x_{ij}(t+1) = p_{ij}(t) \pm \alpha(t) |C_j(t) - x_{ij}(t)| \ln\left(\frac{1}{u_{ij}(t)}\right) \quad (4)$$

其中: $P_i(t)$ 为第 i 个粒子在第 t 次迭代的最好位置矢量; $Pg(t)$ 为第 t 次迭代时的全局最好位置矢量; $C(t)$ 为第 t 次迭代时全体粒子当前最好位置的中心位置; $p_i(t)$ 为 $P_i(t)$ 与 $Pg(t)$ 之间的随机位置; $\varphi_{ij}(t+1)$ 和 $u_{ij}(t+1)$ 为 $[0,1]$ 上均匀分布的随机数。

$\alpha(t)$ 为收缩-扩张系数,它是算法中群体规模和迭代次数以外的唯一一个可控参数,对于不同取值的 $\alpha(t)$,会对粒子的收敛性产生影响。通常采取线性减少的方式从 m 减少到 n ,其公式为

$$\alpha(t) = m - (m - n)t/t_{\max} \quad (5)$$

其中:一般取 $m=1, n=0.5; t_{\max}$ 为最大迭代次数。

2 基于QPSO优化的HMM模型

2.1 HMM原理

HMM是一个统计模型,具有隐示和显示的两个随机过程,若干个隐藏状态 Q 的马尔科夫链组成了隐示过程,各个隐藏状态之间的转换是基于状态转移矩阵 A 。每个隐藏状态都会通过状态发射矩阵 B 随机发射观测向量以进行显示过程。每个观测向量可以通过概率密度分布表明它所对应的状态。由于HMM强大的时间序列分类能力,因此适合对滚

动轴承的故障程度进行分类。

离散隐马尔科夫模型的参数由 S, X, π, A, B 来表示。通常表示为 $\lambda=(\pi, A, B)$ 。在滚动轴承故障诊断中,各参数分别表示如下:

1) Q 为滚动轴承状态, $Q=\{Q_1, Q_2, \cdots, Q_S\}$, t 时刻状态为 $q_t, q_t \in Q$,其中 S 为滚动轴承状态个数;

2) T 为特征向量数(观测值数), T 个观测值为 $V=\{V_1, V_2, \cdots, V_T\}$, t 时刻观测值为 $o_t, o_t \in V$;

3) π 为初始状态概率矩阵, $\pi=\{\pi_1, \pi_2, \cdots, \pi_S\}$,其中 $\pi_i=P(q_i=Q_i), 1 \leq i \leq S$;

4) A 为状态转移矩阵, $A=\{a_{ij}\}, a_{ij}=P(q_{t+1}=Q_j | q_t=Q_i), 1 \leq i, j \leq S$;

5) B 为状态发射矩阵, $B=\{b_j(k)\}, b_j(k)=P(o_t=V_k | q_t=Q_j), 1 \leq j \leq S, 1 \leq k \leq X$ 。

2.2 基于QPSO优化的HMM

HMM通常采用Baum-Welch算法(简称BW算法)进行学习训练,利用归递的思想,由每一个模型独立进化最后收敛。但是由于一般情况下给定的训练数据有限,这种方法往往只能得到局部最优,影响HMM的训练效果。将QPSO算法引入到HMM的训练过程中,将每一个HMM作为QPSO中的粒子,将HMM参数作为粒子的位置矢量,利用QPSO算法较强的全局搜索能力,提高HMM的训练效率,并且避免陷入局部最优。QPSO-HMM训练流程如图1所示,具体过程如下。

1) 初始化QPSO的相关参数,建立适应度函数

$$f(\lambda_i) = \sum_{n=1}^T \ln(P(o^n | \lambda_i)) \quad (6)$$

其中: $n=1, 2, \cdots, T; \lambda_i$ 为第 i 个粒子对应的HMM参数。

2) 随机生成若干个HMM,每一个HMM代表一个粒子,并对每一个HMM中的 π, A, B 进行归一化,确保其概率之和都为1。

3) 将每一个随机生成的HMM都输入式(6)中计算其对数似然,并从中选出对数似然最大的HMM,作为当前最优粒子储存,然后进入迭代搜寻全局最优粒子。

4) 利用式(2)~(5)计算QPSO各算法参数并更新粒子位置,移动后的每个粒子对应一个更新后的HMM。

5) 将新的HMM输入式(6)中求对数似然,选出对数似然最大的HMM与当前最优HMM进行比较,若大于,将其替换;若小于,则返回第4步继续计算。

6) 当迭代步数达到预定的上限, 停止迭代, 得到的当前最优 HMM 为全局最优 HMM。

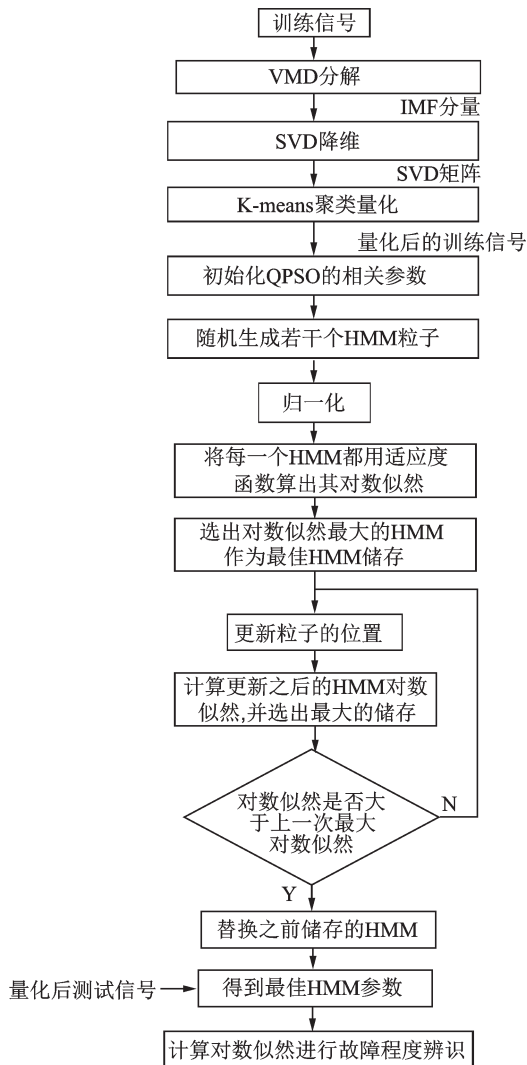


图1 基于QPSO-HMM故障程度辨识流程

Fig.1 Fault degree identification process based on QPSO-HMM

3 基于QPSO-HMM故障程度辨识方法

1) 特征提取。采用变分模态分解 (variational mode decomposition, 简称 VMD)^[11] 获取各信号的 IMF, 通过奇异值分解 (singular value decomposition, 简称 SVD) 的方法从 IMF 矩阵中得到各种状态的轴承特征矩阵。

2) 分组编码。采用 K-means 聚类算法^[12] 将特征向量进行分组, 并通过矢量量化将每组特征向量进行量化和编码, 以得到观测数据。

3) HMM 训练。首先设定种群数量为 10, 迭代次数为 30 次, 然后随机生成 10 个 HMM, 对每个

HMM 中的 π, A 和 B 进行归一化。用 2.2 节中提出的方法, 进行 HMM 的参数估计。

4) 故障程度辨识。将测试信号的观测数据输入到训练好的 HMM 中, 通过 Viterbi 算法^[13] 可以得到每组测试信号在此 HMM 中的对数似然值。对数似然值越大, 则代表测试信号的故障程度越接近于此 HMM 对应的轴承故障程度, 从而实现了故障程度辨识。

4 实验与分析

采用美国凯斯西储大学的健康轴承和内圈故障轴承实验数据^[14], 对基于 QPSO-HMM 的轴承故障程度辨识方法性能进行验证。内圈故障尺寸为 0.177 8, 0.355 6, 0.533 4 mm。将健康轴承记为无故障, 0.177 8 mm 记为轻度故障, 0.355 6 mm 记为中度故障, 0.533 4 mm 记为重度故障。

4.1 VMD 分解与 SVD 特征提取

首先, 在转速为 1 797 r/min 时取 4 种状态下的振动信号作为训练信号, 将每组信号分为 12 帧, 每一帧包含 10 000 个采样点, 再把每一帧信号平均分成 5 组, 每组 2 000 个采样点。对每组信号进行 VMD 分解, 模态数 K 为 4^[15], 得到一个 $4 \times 2 000$ 的 IMF 矩阵。其中, 内圈重度故障信号的 IMF 分量如图 2 所示。

其次, 使用 SVD 分解, 将 IMF 矩阵进行特征值降维, 得到一个 5×4 的奇异值矩阵。将 12 帧信号分别进行此操作, 得到滚动轴承不同故障状态时的奇异值矩阵。然后, 用 K-means 聚类算法和矢量量化的方法, 将每种故障状态对应的奇异值矩阵的每一列进行聚类并量化, 得到量化后的训练信号。其中, 重度故障状态第 1 帧的奇异值矩阵 D 和量化后的训练信号 V 如下

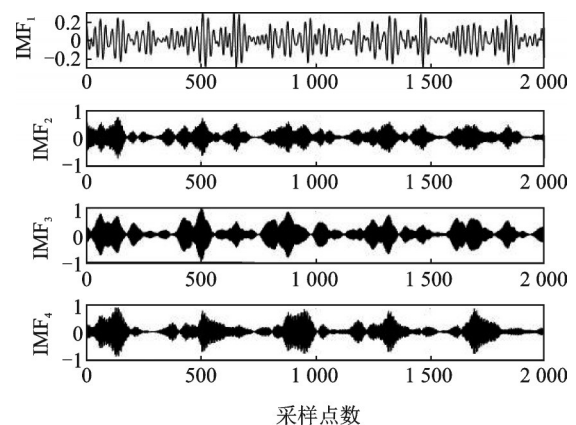


图2 内圈重度故障的 IMF 分量

Fig.2 IMF components of serious inner ring faults

$$D = \begin{bmatrix} 12.4 & 14.2 & 12.0 & 13.7 & 12.1 \\ 10.7 & 11.2 & 10.3 & 11.4 & 10.5 \\ 8.8 & 4.8 & 8.2 & 4.6 & 8.9 \\ 4.8 & 2.3 & 4.8 & 2.1 & 4.7 \end{bmatrix}$$

$$V = [1 \quad 5 \quad 1 \quad 5 \quad 1]$$

4.2 QPSO-HMM 模型训练

对每个HMM模型λ的参数进行估计。用第2.2节中提出的QPSO-HMM方法和BW算法,分别对HMM进行训练,得到正常轴承、轻度故障、中度故障和重度故障状态下的内圈故障HMM。图3为利用两种算法求HMM参数的迭代曲线对比。BW算法的迭代过程(除中度故障以外)只迭代了1次,没有进行进一步的寻优过程。从QPSO的HMM训练过程可以发现,随着迭代次数的增加,对数似然值也在逐渐增大。

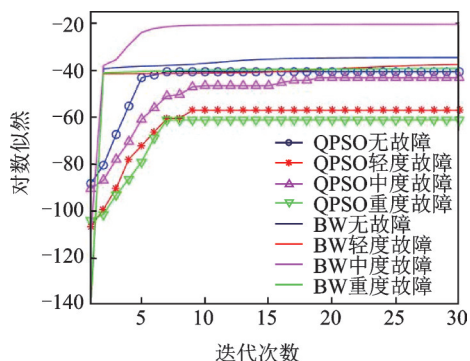


图3 BW与QPSO的训练曲线

Fig.3 Training curve of BW and QPSO

4.3 滚动轴承故障程度辨识

经过训练后,利用两种算法分别得到了与内圈4种故障程度相对应的HMM模型。采用转速为1 772和1 730 r/min的原始振动信号作为测试数据对其进行验证。将求得的24组测试数据分别输入到每一个HMM模型中,采用Viterbi算法计算相应的对数似然值,以表示这个测试数据与各个HMM的相似程度。对数似然值越大,就证明此测试数据与这个HMM模型的相似程度越大,以此确定故障类型。

基于QPSO-HMM方法的轴承故障程度辨识结果如图4所示。由图4(a)~(d)可以看出,QPSO-HMM训练出的HMM,对于4种不同故障程度的HMM,引入与其故障程度相对应的测试数据,所计算得到的对数似然值最大。结果表明,基于QPSO-HMM方法训练出的HMM,能够对4种轴承故障程度进行有效的辨识,而且没有出现误判。

为了进一步对比和验证QPSO-HMM方法的性

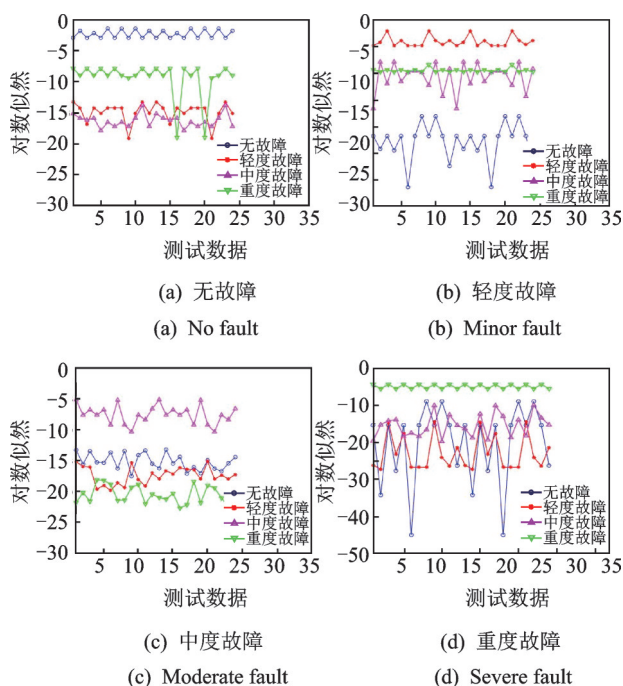


图4 基于QPSO-HMM的辨识结果

Fig.4 Identification result based on QPSO-HMM

能,将同样的测试数据引入BW-HMM训练得到的HMM,辨识结果表明,中度与重度故障的辨识结果出现误判,如图5所示。其中:在图5(a)中,第11、第23组数据判别错误;在图5(b)中,第9、第21组数据判别错误。

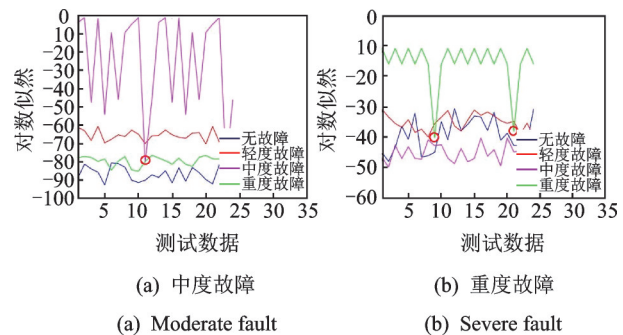


图5 基于BW的辨识结果

Fig.5 Identification result based on BW

5 结束语

笔者提出了一种基于QPSO-HMM的滚动轴承故障程度辨识方法,该方法通过SVD以及K-means聚类进行特征提取,将提取到的观测向量导入QPSO算法中进行训练得到最优HMM,并将其用于轴承故障程度的辨识。利用不同转速下的轴承内圈故障实测振动信号进行有效性验证,并与Baum-Welch算法进行比较分析。结果表明,利用Baum-Welch算法训练得到的HMM,对滚动轴承中度和重度故

障的辨识出现了误判的情况;而利用笔者提出的方法是一种有效的滚动轴承故障程度辨识,对于4种故障程度均没有出现误判的情况,辨识准确率较高。

参 考 文 献

- [1] CERRADA M, SÁNCHEZ R V, LI C, et al. A review on data-driven fault severity assessment in rolling bearings [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 99: 169-196.
- [2] LU C, CHEN J, HONG R J, et al. Degradation trend estimation of slewing bearing based on LSSVM model [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 76/77: 353-366.
- [3] 赵荣珍, 李霖蒲, 邓林峰. EWT多尺度排列熵与GG聚类的轴承故障辨识方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2019, 39(2): 416-423.
ZHAO Rongzhen, LI Jipu, DENG Linfeng. Method integrate EWT multi-scale permutation entropy with GG clustering for bearing fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2019, 39(2): 416-423. (in Chinese)
- [4] ZHAO H M, SUN M, DENG W, et al. A new feature extraction method based on EEMD and multi-scale fuzzy entropy for motor bearing [J]. *Entropy*, 2017, 19(1): 1-21.
- [5] LIU H M, WANG X, LU C. Rolling bearing fault diagnosis under variable conditions using hibert-huang transform and singular value decomposition [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014(1): 1-10.
- [6] 郑近德, 程军圣. 改进的希尔伯特-黄变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(1): 138-145.
ZHENG Jinde, CHENG Junsheng. Improve Hilbert-Huang transform and its applications to rolling bearing fault diagnosis [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(1): 138-145. (in Chinese)
- [7] WANG F, TAN S, SHI H B. Hidden Markov model-based approach for multimode process monitoring [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2015, 148: 51-59.
- [8] 郝芳, 王宏超, 李宏伟. 基于连续隐马尔可夫的滚动轴承故障诊断[J]. *中国工程机械学报*, 2019, 17(2): 184-188.
HAO Fang, WANG Hongchao, LI Hongwei. Fault diagnosis of rolling bearing based on continuous hidden Markov model [J]. *Chinese Journal of Construction Machinery*, 2019, 17(2): 184-188. (in Chinese)
- [9] 邓芳明, 温开云, 何怡刚, 等. 基于RFID传感标签及QPSO-RVM的变压器绕组故障在线诊断技术[J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(24): 7184-7193.
DENG Fangming, WEN Kaiyun, HE Yigang, et al. On-line fault diagnosis for transformer windings based on RFID sensor tags and QPSO-RVM [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(24): 7184-7193. (in Chinese)
- [10] 房立金, 党鹏飞. 基于量子粒子群优化算法的机器人运动学标定方法[J]. *机械工程学报*, 2016, 52(7): 23-30.
FANG Lijin, DANG Pengfei. Kinematic calibration method of robots based on quantum-behaved particle swarm optimization [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 52(7): 23-30. (in Chinese)
- [11] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [12] 卢瑞瑞. 基于K-means聚类的马尔可夫过程在股价趋势预测中的应用[D]. 武汉: 华中科技大学, 2009.
- [13] 周浩, 胡坚明, 张毅, 等. 基于隐 Markov 模型的短时交通崩溃事件预测[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2016, 56(12): 1333-1340.
ZHOU Hao, HU Jianming, ZHANG Yi, et al. Short-term traffic breakdown prediction using a hidden Markov model [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2016, 56(12): 1333-1340. (in Chinese)
- [14] Bearing Data Center Website, Case Western Reserve University. Data files [EB/OL]. [2019-08-23]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>.
- [15] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊C均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(13): 3358-3365.
LIU Changliang, WU Yingjie, ZHEN Chenggang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy C means clustering [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(13): 3358-3365. (in Chinese)



第一作者简介:杨铮鑫,女,1981年10月生,副教授、硕士生导师。主要研究方向为复合材料非线性动力学、转子动力学及故障诊断等。曾发表《Natural characteristics analysis of magneto-elastic multilayered plate using analytical and finite element method》(《Composite Structures》2018, Vol.185)等论文。
E-mail: zhengxin1021@sina.com

通信作者简介:党鹏飞,男,1986年3月生,讲师、硕士生导师。主要研究方向为转子动力学及故障诊断。
E-mail: pfdang@163.com