

基于 CELCD 和 MFVPMCD 的智能故障诊断方法研究

潘海洋¹, 郑近德¹, 杨 宇², 童宝宏¹

(1. 安徽工业大学机械工程学院, 安徽马鞍山 243032; 2. 湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室, 湖南长沙 410082)

摘 要: 针对旋转机械故障诊断方法中信号处理和模式识别的不足, 即端点效应和判别片面性问题, 提出一种基于互相关匹配延拓局部特征尺度分解 (Cross-correlation matching endpoint Extension Local Characteristic scale Decomposition, CELCD) 和改进多变量预测模型 (Variable Predictive Model based Class Discriminate, VPMCD) 的智能故障诊断方法, 首先探索待分解信号前后端的数据规律, 选取匹配波形完成端点延拓, 然后利用局部特征尺度分解 (Local Characteristic scale Decomposition, LCD) 得到各去除端点效应的内禀尺度分量 (Intrinsic Scale Component, ISC), 最后输入到基于多模型融合的多变量预测模型 (Multi-model Fusion-Variable Predictive Model based Class Discriminate, MFVPMCD) 分类器中进行概率状态判定. 实验分析结果表明, 所提方法能有效地对滚动轴承的工作状态进行识别.

关键词: 互相关匹配延拓; 局部特征尺度分解; 多模型融合; 多变量预测模型; 故障诊断

中图分类号: TH113 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)03-0546-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.03.006

Research on Combined Intelligent Fault Diagnostic Method Based on CELCD and MFVPMCD

PAN Hai-yang¹, ZHENG Jin-de¹, YANG Yu², TONG Bao-hong¹

(1. School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan, Anhui 243032, China;

2. State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacture for Vehicle Body, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China)

Abstract: To suppress end effects of signal processing and judgment contingency of pattern recognition in the rotating machinery fault diagnosis method, an intelligent fault diagnosis method is proposed based on the cross-correlation matching endpoint extension local characteristic scale decomposition (CELCD) and the improved variable predictive model based class discriminate (VPMCD). Firstly, the characteristic of the decomposed signal is explored and the matched waveform is selected to complete the endpoint extension. Then the extension waveform is decomposed by the local characteristic scale decomposition (LCD), at the same time, and the intrinsic scale components (ISCs) with removed endpoint effect are obtained. Finally, the features of each ISC are extracted and input to the multi-model fusion-variable predictive model based class discriminate (MFVPMCD) classifier for the judgment of state probability. Experimental results show that the proposed method can effectively identify the running state of roller bearing.

Key words: cross-correlation matching endpoint extension; local characteristic scale decomposition (LCD); multi-model fusion; variable predictive model based class discriminate (VPMCD); fault diagnosis

1 引言

当机械工作时, 其振动信号往往表现出非平稳和非线性特征, 对这类信号振动特征的准确提取尤为重要, 但是如果直接从这些非平稳或非线性信号中提取特征势必影响故障诊断的效果, 因此, 特征提取前有必要进行信号处理. 局部特征尺度分解 (Local Characteristic scale Decomposition, LCD) 算法是由程军圣等人于

2012年在ITD基础之上提出的一种新的自适应时频分析方法^[1,2], 它能够同时在时域和频域提供非平稳信号的局部化信息, 且避免了EMD方法的频率混淆问题^[3]和LMD方法的信号突变问题^[4]. 另外, LCD通过三次样条插值获得光滑的内禀尺度分量 (Intrinsic Scale Component, ISC), 从本质上解决了ITD分解结果出现毛刺的现象. 虽然LCD方法克服了EMD和ITD方法的一些缺陷, 但仍然存在端点效应问题^[2], 严重影响信号处理的

效果。

鉴于 LCD 方法存在的问题,本文提出了一种基于互相关匹配端点延拓局部特征尺度分解(Cross-correlation matching endpoint Extension Local Characteristic scale Decomposition, CELCD)方法,由于 LCD 分解原理是依据信号的局部极值点信息不断进行筛分信号,在信号分解时需要先确定信号的局部极值点,而信号的两个端点可能不是极值点,因此在信号两端点就会出现虚假成分,且该现象随着分解的进行向数据内部扩散,产生端点效应,导致分解结果失真。而 CELCD 方法的本质在于探索待分解信号前后端的数据规律,延长波形,使得端点效应不出现在原始信号分解的片段上,从而消除端点效应。

对于故障诊断来说,模式识别也是一重点,常用的模式识别方法有神经网络和支持向量机^[5,6],但他们或多或少存在一些缺陷^[7,8]。基于多变量预测模型的模式识别(Variable Predictive Model based Class Discriminate, VPMCD)方法是一种新的模式识别方法^[9-11],该方法是以最小误差平方和为判据来实现选择最佳预测模型及分类,文献[10]中给出了最佳模型的判定步骤,其中,该方法包含四种待选择数学模型:线性模型、线性交互模型、二次模型、二次交互模型,以这四种模型作为实际模型的代理模型进行预测,并从中选取最佳代理模型进行模式识别,然而最佳模型是根据某一条件选择产生,此时识别结果具有较大偶然片面性。基于此,本文提出一种基于多模型融合的 VPMCD(Multi-model Fusion-Variable Predictive Model based Class Discriminate, MFVPMCD)方法,该方法将概率统计学应用到 VPMCD 中,不再是原 VPMCD 方法采用一个模型判定最终识别状态,而是用四种模型共同识别一个样本,统计每个模型的识别结果,计算识别出每种状态的概率,选取最大的判定为该类别,遇到同样的概率,则采用所有模型中的最佳预测模型结果进一步判定识别。

2 CELCD 方法

2.1 CELCD 方法理论

CELCD 方法的本质是充分利用信号波形中间的相似性原理,探索信号端点的数据规律,延长波形,消除或者减轻端点对原始信号的影响。该方法首先通过对原始信号 x 的两端进行取值,在样本数据中取前端 x_q 和尾部 x_w 各一段波形,该波形的长度大小根据信号频率及样本信号的长度选定,没有具体标准,其长度一般不小于频率大小,不大于样本长度的一半;接着对前端数据波形 x_q 与信号 x 中的从 x_q 后一点开始相同的长度逐点进行互相关匹配,可以得到 $l-2l_q+1$ 个互相关值,则最大值处的波形即为匹配波形,取该处前一段波形

为前端延拓波形,类似方法进行后端延拓,取相似波形的后一段波形为后延拓波形,至此完成对原始信号的端点延拓;然后对延拓信号进行 LCD 分解,分解出初始 ISC 分量,去除前后端延拓的波形长度,可以得到一个消除端点效应的 ISC 分量;最后对余量再次进行端点延拓,可以得到若干个消除端点效应的 ISC 分量。

2.2 仿真信号分析

考察仿真信号, $x(t)$ 由一个调幅调频分量和一个正弦分量组成。如图 1(BC 段)所示。

$$x(t) = \cos(65\pi t + 0.4\sin(30\pi t))(1 + 0.3\sin(20\pi t)) + \sin(220\pi t) \quad (1)$$

$$x_1(t) = \sin(220\pi t) \quad (2)$$

$$x_2(t) = \cos(65\pi t + 0.4\sin(30\pi t))(1 + 0.3\sin(20\pi t)) \quad (3)$$

对信号 $x(t)$ 进行端点延拓,首先分别选取 $[0, 0.05]$ 和 $[0.45, 0.5]$ 时间段的波形为待匹配前后端波形,接着从待匹配前波形后一点开始进行匹配,直至匹配结束,选取匹配相关系数最高的一段为匹配波形,选取该波形前一段为前延拓波形,即图 1 中 AB 段,类似的方法进行后端延拓,得到后延拓波形 CD。

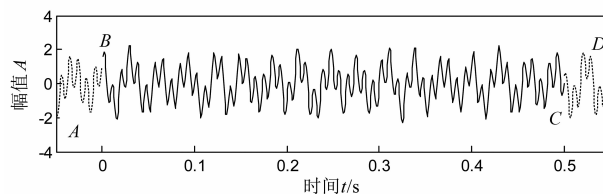


图1 原始信号端点延拓后波形

对信号进行互相关匹配延拓过后,接着就要对信号进行 LCD 分解,由于 LCD 每次是分解出一个分量,对余量再进行下一次分解,可以得到下一个分量。因此,每进行一步 LCD 分解三次样条插值之前进行一次互相关端点延拓,最终得到消除端点效应的 LCD 分量。另外为了更加直观的显示出改进 LCD 的效果,与真实信号分量、ITD 分解分量、LCD 分解分量进行对比,其对比结果如图 2 和图 3 所示。

由图 2 和图 3 可知,CELCD 分解效果最佳,LCD 次之,ITD 最差。从图 3 中可以看出,ITD 分解波形出现毛刺现象,LCD 通过三次样条插值使得分解波形更加光滑逼真,但是该插值方法无法解决端点效应问题。CELCD 在原 LCD 基础之上,保留了 LCD 方法的光滑逼真性,采用相似匹配波形的原理来延拓波形,使得端点效应不出现在原信号分解的片段上,进一步解决了端点效应问题。

用上述几种分解方法分解后再进行频谱分析,得到的信号频谱图,如图 4~6 所示。由于 ITD 分解采用线性变换,得到的频谱出现较大失真;LCD 分解时,频谱

在信号的两端有较大失真,使相应的时频谱图失去了原有的物理意义,无法准确地反映出原信号的瞬时幅值和随时间变化的频率规律;CELCD 得到的频谱图很

好地反映了原信号的基本信息,没有出现较大偏差,且消除了端点效应引起的失真现象.因此,CELCD 分解方法和其它分解方法相比具有明显的优越性.

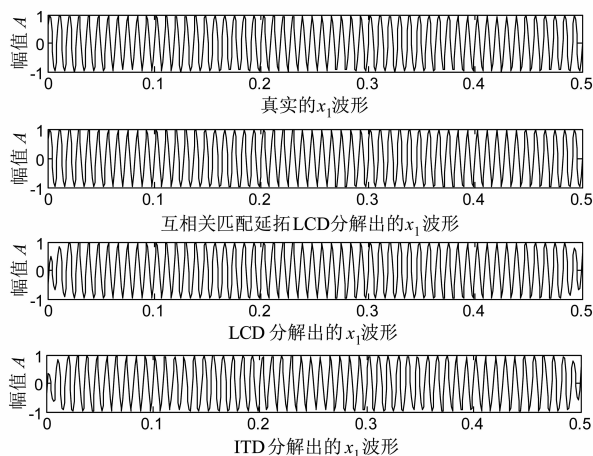


图2 x_1 的真实波形与几种分解结果比较

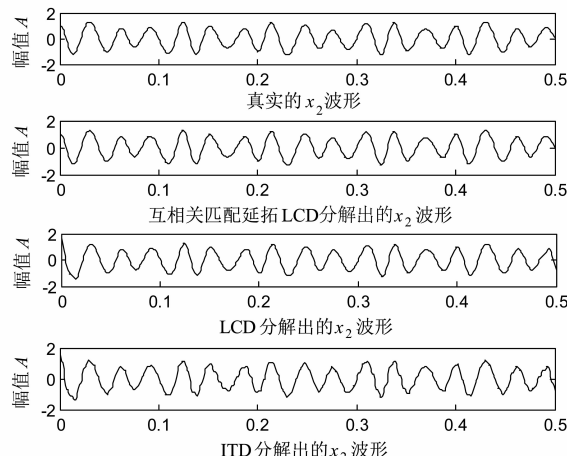


图3 x_2 的真实波形与几种分解结果比较

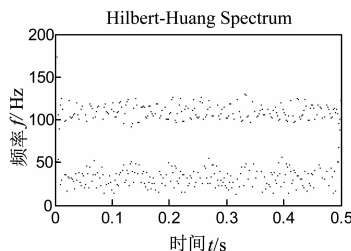


图4 ITD分解得到的频谱图

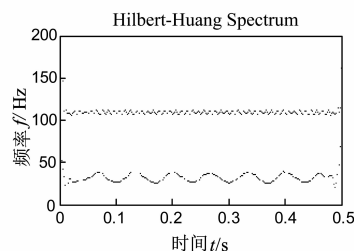


图5 LCD分解得到的频谱图

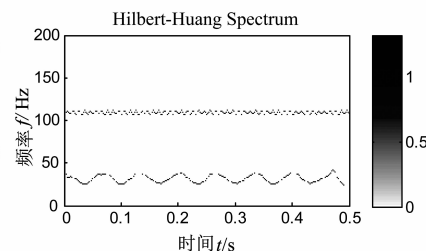


图6 CELCD分解得到的频谱图

3 MFVPMCD 模式识别方法

以 p 个特征值为例,即 $X = [X_1, X_2, \dots, X_p]$,对四种模型中任意一个模型采用特征值 $X_j (j \neq i)$ 对 X_i 进行预测,都可以得到:

$$X_i = f(X_j, b_0, b_j, b_{jj}, b_{jk}) + e \quad (4)$$

式(4)称为特征值 X_i 的变量预测模型 VPM_i . 其中,特征值 X_i 称为被预测变量; $X_j (j \neq i)$ 称为预测变量; e 为预测误差; b_0, b_j, b_{jj} 和 b_{jk} 为模型参数.

本文将统计概率引入到 VPMCD,采用四种回归模型的最佳模型代替原始的单一最佳模型进行模式识别,避免了偶然性片面性的出现.该方法通过统计四种最佳模型的结果,算出每种状态出现的概率,以最大概率的状态判为识别状态.另外,遇到最大概率有两种及两种以上的状况时,以四种预测模型中最佳模型为准则来判别状态类别,此时大大削弱了偶然片面性的存在,使得识别结果更加客观.

在 MFVPMCD 中,计算在同一种类别状态下,所有特征值的四种最佳变量预测模型预测误差平方和值 E^k

$$= \sum_{i=1}^p (X_i - \bar{X}_i)^2 \quad (\bar{X}_i \text{ 为预测值,其中, } k = 1, 2, \dots, g \text{ 表}$$

示不同的类别, $i = 1, 2, \dots, p$ 表示不同的特征量).并以 E^k 最小为判别函数对测试样本进行分类,即当一种预测模型在 g 个预测误差平方和值中 E^k 最小时,将测试样本在这一种模型下识别为第 k 类,因此四种模型可以得到四种相同或者不同的识别结果.然后计算每种识别结果的概率,即第 k 类识别次数最多时概率最大,则最终将测试样本识别为第 k 类.另外遇到识别次数最多的状态有两个或者两个以上时,以四种模型中的预测误差平方和值最小为依据,再次进行识别.

4 基于 CELCD 和 MFVPMCD 的故障诊断步骤

对振动信号进行 CELCD 分解,得到若干去除端点效应的 ISC 分量,提取每个分量的特征,组成特征向量矩阵.特征值作为直接反应故障信息的量,其选择尤为重要,奇异值^[12]常被用来作为特征值进行故障诊断,且取得了良好的诊断效果,因此,本文采用奇异值作为特征值进行故障诊断.用 MFVPMCD 分类方法对设备零件运行状态进行识别,其具体诊断步骤如下:

①对设备的某一零部件设置故障,然后在一定转速下以采样频率 f_s 对各种状态进行采样,每种状态采

集 N 组样本振动信号。

②首先利用 CELCD 对振动信号进行分解,每个信号可以分解得到 i 个去除端点效应的单分量信号;然后对于每个 ISC 分量,均提取一个奇异值特征;最后把提取的特征值组成特征值向量,每种状态下得到 $N \times i$ 阶的特征值矩阵。

③从每种状态的 N 组样本中取 n 个作为训练样本,其余的作为测试样本,首先通过 MFVPMCD 对每种状态的训练样本进行训练,每种状态类型可以建立不同数目的数学预测模型(每个特征值可以得到各种模型类型和阶次下的 $4(i-1)$ 个 VPM 预测模型);然后通过一定的准则(将所有训练样本作为测试样本分别对每一个 VPM 预测模型进行回代分类测试,选择分类正确率最高的 VPM 预测模型所对应的模型类型和阶次作为最佳变量预测模型的类型和阶次)。选取每种状态的四种最佳模型;最后用最佳模型对测试样本进行分类,根据 MFVPMCD 分类器的输出结果做出概率统计,进而来确定设备零件的工作状态及故障类型。

5 应用

为了验证本文所提方法在工程实践中的实用性,以美国凯斯西储大学的滚动轴承振动信号数据为例验证该方法的应用效果^[13],试验设备主要包括电动机、扭矩传感器/译码器、联轴器、电子控制器等部件。振动信号是由加速度传感器采集,轴承型号为 6205-2RS,采样频率为 48kHz,电动机转速为 1730r/min,负载为 2.24kW。实验是在低噪情况下完成的,低噪对于信号延拓及分解的影响不大。选取正常、内圈故障、外圈故障和滚动体故障四类状态下的振动信号各 200 组数据作为样本,100 组作为训练,另外 100 组作为测试。

首先对原始信号进行 CELCD 分解,得到去除端点效应的 ISC 分量,由于滚动轴承的故障信息主要集中在高频段,因此,可选取前四个 ISC 分量,并对各分量求取奇异值,分别标记为 X_1, X_2, X_3, X_4 ,各类数据可以提取出 200 组奇异值,每组奇异值为 4 个。然后通过 MFVPMCD 方法利用 100 组训练样本估计模型参数,得到变量预测模型。最后由通过训练得到的变量预测模型对 4 种状态下的测试数据进行识别诊断,为了更好地说明 MFVPMCD 方法的优越性,将该方法与 VPMCD 方法进行对比,对比结果如表 1 所示。

由表 1 可知,MFVPMCD 比 VPMCD 的分类性能更好,除了外圈故障,两种方法都具有较差的分类识别率外,MEVPMCD 在正常状态、内圈故障和滚动体故障都全部识别正确。另外,VPMCD 识别出来的,MFVPMCD

完全准确识别,VPMCD 识别错误的,MFVPMCD 可以部分识别出来。表 2 中列出部分 VPMCD 识别错误的样本(状态 1、2、3 和 4 分别代表正常、内圈故障、外圈故障和滚动体故障状态)。

表 1 VPMCD 和 MFVPMCD 的分类性能对比

分类器	正常状态	内圈故障	外圈故障	滚动体故障	总识别率
VPMCD	(98/100) 98.00%	(99/100) 99.00%	(83/100) 83.00%	(97/100) 97.00%	(377/400) 95.25%
MFVPMCD	(100/100) 100.00%	(100/100) 100.00%	(85/100) 85.00%	(100/100) 100.00%	(385/400) 96.25%

从表 2 中可以看出,由于各种原因的存在,选出的最佳模型可能并不是最合适的,导致 VPMCD 识别结果具有偶然片面性。MFVPMCD 用四种模型识别,并不是所有模型都识别准确,引入统计概率后,融合几种识别结果,使得识别结果最大限度的正确。另外,为了消除偶然性,本文采用三种检验方法验证 MFVPMCD 的效果,即 Re-Substitution (RS) 检验、K-fold Cross-Validation (K-CV) 检验^[14]和 Jack-Knife (JK) 检验^[15],其中 RS 能检验算法的自相容性,K-CV 能测试算法的分类准确度,JK 能反映算法的推广能力。采用这三种检验法对 MFVPMCD 的性能进行检验,取全部的 200 组数据进行验证,与 VPMCD 对比结果如表 3 所示。

表 2 部分 VPMCD 识别错误的样本

真实状态	VPMCD 最佳模型识别状态	MFVPMCD 模型识别状态				最终判别状态
		L	LI	Q	QI	
1	4	1	1	1	4	1
2	4	2	2	2	4	2
3	2	3	3	3	2	3
4	2	3	4	4	2	4

表 3 中展示了两种分类方法在三种检验法下的识别率,无论在那种检验法下,MFVPMCD 均展示出优越的分类识别能力,从而证实了 MFVPMCD 方法的优越性。

综上所述,表 1 和表 2 列出了 VPMCD 和 MFVPMCD 方法的识别结果,证明了 VPMCD 不能准确判断的状态,MFVPMCD 可以更好地识别;表 3 从三种检验法来说明 MFVPMCD 比 VPMCD 优越不是偶然性。因此,通过实验分析可知,把 CELCD 和 MFVPMCD 相结合能更有效地对滚动轴承的故障类型进行分类。

表 3 三种检验法下的原 VPMCD 和改进 MFVPMCD 分类性能对比

分类器(检验法)	正常状态	内圈故障	外圈故障	滚动体故障	总识别率
VPMCD (RS)	(200/200) 100.00%	(199/200) 99.50%	(177/200) 89.00%	(191/200) 95.50%	(767/800) 95.87%
MFVPMCD (RS)	(200/200) 100.00%	(200/200) 100.00%	(186/200) 93.00%	(193/200) 96.50%	(779/800) 97.38%
VPMCD (JK)	(200/200) 100.00%	(197/200) 98.50%	(187/200) 93.50%	(174/200) 87.00%	(758/800) 94.75%
MFVPMCD (JK)	(200/200) 100.00%	(200/200) 100.00%	(191/200) 95.50%	(186/200) 93.00%	(777/800) 97.13%
VPMCD (10-CV)	(200/200) 100%	(199/200) 99.50%	(171/200) 85.50%	(186/200) 93.00%	(756/800) 94.50%
MFVPMCD (10-CV)	(200/200) 100%	(200/200) 100%	(183/200) 91.50%	(189/200) 94.50%	(772/800) 96.50%

6 结论

本文将 CELCD 和 MFVPMCD 联合用于故障诊断,通过理论分析及实验验证得出以下结论:(1)通过对信号前后端数据与内部任一点开始逐段匹配,选取匹配系数最高波形前端或者后端的数据作为前后延拓波形,然后进行 LCD 分解,可以得到消除端点效应的 ISC 分量;(2)将概率统计运用到 VPMCD 中得到 MFVPMCD,参考每种最佳模型的预测结果,以识别概率最大为准则,克服了 VPMCD 方法的片面因素;(3)将 CELCD 和 MFVPMCD 方法相结合应用于滚动轴承故障诊断,可以实现从信号处理到分类的一种智能识别诊断。

参考文献

- [1] 程军圣,郑近德,杨宇.一种新的非平稳信号分析方法——局部特征尺度分解[J].振动工程学报,2012,25(2):215-220.
Cheng Jun-sheng, Zheng Jin-de, Yang Yu. A nonstationary signal analysis approach—the local characteristic-scale decomposition method [J]. Journal of Vibration Engineering, 2012, 25(2): 215-222. (in Chinese)
- [2] 程军圣,杨怡,杨宇.局部特征尺度分解方法及其在齿轮故障诊断中的应用[J].机械工程学报,2012,48(9):64-71.
Cheng Jun-sheng, Yang Yi, Yang Yu. Local characteristic-scale decomposition method and its application to gear fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(9): 64-71. (in Chinese)
- [3] Cheng Jun-sheng, Yu De-jie, Yang Yu. Energy operator demodulating approach based on EMD and its application in mechanical fault diagnosis [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2004, 40(8): 115-118.
- [4] Lei Ya-guo, He Zheng-jia, Zi Yan-yang. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(4): 1327-1338.
- [5] Yang Yu, Yu De-jie, Cheng Jun-sheng. A roller bearing fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN [J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 294(1-2): 269-277.
- [6] Yang Yu, Yu De-jie, Cheng Jun-sheng. A fault diagnosis approach for roller bearing based on IMF envelope spectrum and SVM [J]. Measurement, 2007, 40(9): 943-950.
- [7] Wang C C, Kang Yuan, Shen Ping-chen, Chang Y P, Chung Yu-liang. Applications of fault diagnosis in rotating machinery by using time series analysis with neural network [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(2): 1696-1702.
- [8] Fei Sheng-wei, Zhang Xiao-bin. Fault diagnosis of power transformer based on support vector machine with genetic algorithm [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(8): 11352-11357.
- [9] Raghuraj R, Lakshminarayanan S. Variable predictive models-A new multivariate classification approach for pattern recognition applications [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(1): 7-16.
- [10] Raghuraj R, Lakshminarayanan S. Variable predictive model based classification algorithm for effective separation of protein structural classes [J]. Computational Biology and Chemistry, 2008, 32(4): 302-306.
- [11] Raghuraj R, Lakshminarayanan S. VPMCD: Variable interaction modeling approach for class discrimination in bi-

- ological systems [J]. FEBS Letters, 2007, 581(5-6): 826 - 830.
- [12] Jiang Yong-hua, Tang Bao-ping, Qin Yi, Liu Wen-yi. Feature extraction method of wind turbine based on adaptive Morlet wavelet and SVD [J]. Renewable Energy, 2011, 36(8): 2146 - 2153.
- [13] 潘海洋, 杨宇, 李永国, 程军圣. 基于流形学习和改进 VPMCD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2014, 27(6): 934 - 941.
Pan Hai-yang, Yang Yu, Li Yong-guo, Cheng Jun-sheng. The rolling bearings fault diagnosis method based on manifold learning and improved VPMCD [J]. Journal of Vibration Engineering, 2014, 27(6): 934 - 941. (in Chinese)
- [14] Raghuraj R, Lakshminarayanan S. Partial correlation based variable selection approach for multivariate data classification methods [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2006, 657(2): 68 - 81.
- [15] Cai Yu-dong, Ricardo P W, Jen C H, Chou Kuo-chen. Application of SVM to predict membrane protein types [J]. Journal of Theoretical Biology, 2004, 226(4): 373 - 376.

作者简介



潘海洋 男, 1989 年生于安徽宿州, 现为安徽工业大学机械工程学院教师. 主要研究方向为设备状态监测与故障诊断、信号处理.

E-mail: pansea@sina.cn



郑近德 男, 1986 年生于安徽阜阳, 现为安徽工业大学机械工程学院教师. 主要研究方向为设备状态监测与故障诊断、信号处理.

E-mail: lqdlzheng@126.com