

基于 SPWVD 时频图纹理特征的滚动轴承故障诊断*

王亚萍, 许迪, 葛江华, 孙永国, 隋秀凇

(哈尔滨理工大学机械动力工程学院 哈尔滨, 150080)

摘要 针对如何提高滚动轴承故障诊断准确率的问题, 提出一种基于平滑伪维格纳-威利分布 (smooth and pseudo Wigner-Ville distribution, 简称 SPWVD) 时频图纹理特征的故障诊断方法, 对滚动轴承不同故障类型及故障程度进行识别。首先, 采用 SPWVD 时频分析方法处理轴承故障振动信号, 并获取时频图, 从中提取选择表征能力优秀的特征参量作为故障特征; 其次, 将故障特征作为输入, 结合支持向量机 (support vectors machine, 简称 SVM) 建立滚动轴承故障诊断模型; 最后, 采用轴承故障数据, 比较 SPWVD 时频图纹理特征、维格纳-威利分布 (Wigner-Ville distribution, 简称 WVD) 时频图纹理特征和小波尺度谱图纹理特征 3 种故障特征的模式识别能力及准确率。分析结果表明, SPWVD 时频图纹理故障特征分类效果最佳, 敏感性最强, 具有较高的故障诊断精度。

关键词 滚动轴承; 故障诊断; 特征提取; 平滑伪维格纳-威利分布; 纹理特征

中图分类号 TN911.7; TH165⁺.3

引言

在基于机器学习的智能故障诊断方法逐渐成熟的今天^[1], 怎样提高故障特征模式识别性能, 更加准确地识别机械的故障类型以及故障程度一直是研究的热点^[2-4]。为提高机械故障特征模式识别性能, 图像纹理特征分析手段进入到了机械故障诊断的研究当中。鲁文波等^[5]获取设备声像图, 并从中提取 Gabor 小波纹理特征作为故障特征。文献^[6]采用小波尺度谱图中提取的纹理特征作为故障特征, 结合神经网络进行转子智能故障诊断。文献^[7]采用灰度共生矩阵 (gray level co-occurrence matrix, 简称 GLCM) 纹理特征作为旋转机械故障诊断的故障特征。文献^[8]采用三维共生矩阵的方法实现了机械故障的信息挖掘。文献^[9]采用双谱等高线图进行故障信号时频分析。机械系统细微的状态差异变化均在振动信号时频图像纹理特征中有所反映, 并且与传统故障特征相比, 对信号特性保留较为完整。然而这种应用研究还处于起步阶段, 如何更好地选择图像纹理特征获取方法成为亟待解决的问题。笔者从振动信号 SPWVD 时频分布图中直接提取多种纹理特征参量, 选择表征能力优秀的作为滚动轴承故障特征进行故障诊断的输入。采用相同的轴承故障数据, 比较 3 种不同时频分析方法提取纹理特征

参量的诊断性能, 并验证了笔者提出方法的优越性。

1 滚动轴承故障振动信号时频图纹理特征

1.1 滚动轴承故障振动信号时频图的获取方法

为提取时频图纹理特征, 首先要获取滚动轴承故障振动信号的时频图。主要方法有小波变换时频方法、短时傅里叶变换方法、WVD、振动信号三维谱和 SPWVD 变换方法等^[10-11]。WVD 变换方法由于具备优秀的时频聚集性以及鲜明的物理意义, 多用于对机械设备的故障诊断。

对采集到的振动信号 $x(t)$ 进行相关预处理, 得到信号 $z(t)$, 计算其 WVD 分布

$$\text{WVD}(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} z(t - \frac{\tau}{2}) z(t + \frac{\tau}{2}) e^{-j\tau 2\pi f} d\tau \quad (1)$$

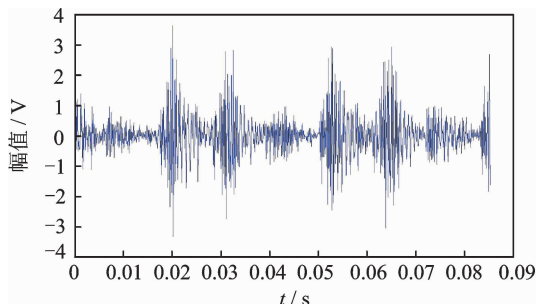
相对 WVD 分布, SPWVD 分布可以更好地削弱相干项的影响, 运算效率高, 时频分析能力更加优秀。SPWVD 分布在 WVD 分布中加入两个实的偶窗函数 $g(u)$ 和 $h(\tau)$, 其中: $g(u)$ 为时域平滑窗; $h(\tau)$ 为频域平滑窗。得到振动信号的 SPWVD 分布为

$$\text{SPWVD}_z(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} z(t - u + \frac{\tau}{2}) z(t - u -$$

* 国家自然科学基金资助项目(51575143); 黑龙江省自然科学基金资助项目(E2016046)
收稿日期: 2015-07-22; 修回日期: 2015-09-29

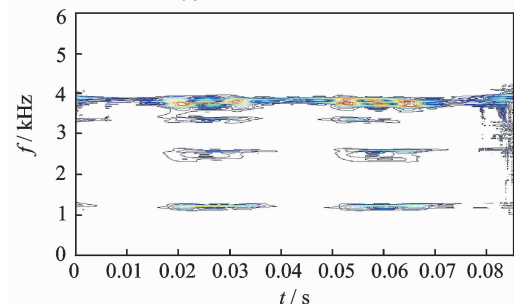
$$\frac{\tau}{2}g(u)h(\tau)e^{-j2\pi f\tau}d\tau \quad (2)$$

小波尺度谱图在故障振动信号时频图获取中应用很多,一般将振动信号小波变换的模称为尺度谱,小波尺度谱对信号时频信息变化的反映比较直观且



(a) 时域波形图

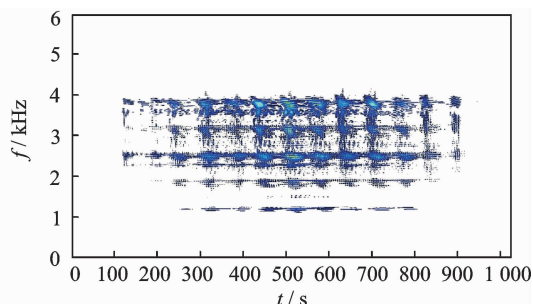
(a) Time domain waveform



(c) SPWVD分布图

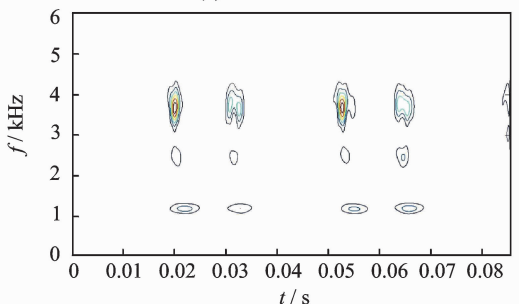
(c) SPWVD distribution

全面。图 1 为滚动轴承故障振动信号及其几种时频分布图。由于减少了相干项干扰,可以看出 SPWVD 时频图相对于 WVD 时频分布图可以更清晰地表现出故障所处频段。



(b) WVD分布图

(b) WVD distribution



(d) 小波尺度谱

(d) Spectrum of wavelet scale

图 1 滚动轴承故障信号时频图

Fig. 1 Time-frequency image of rolling bearing fault signal

1.2 时频图纹理特征提取与选择

对于振动信号时频图,利用灰度直方图(Histogram,简称 Hist)法、灰度共生矩阵法(gray level co-occurrence matrix,简称 GLCM)和灰度-梯度共生矩阵(gray level gradient co-occurrence matrix,简称 GLGCM)法提取滚动轴承振动信号时频图的纹理特征。

1) 提取 GLGCM 纹理特征。GLGCM 矩阵由元素为 $c(i, j)$ 组成,所有元素代表时频图像中灰度值为 i 并且梯度值为 j 的像点数,概率为

$$p(i, j) = c(i, j) / \left[\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L c(i, j) \right] \quad (3)$$

取不均匀度(μ_1)、梯度不均匀度(μ_2)、灰度平均(μ_3)、相关度(μ_4)和惯性(μ_5)5 个特征。

2) 提取 GLCM 纹理特征。GLCM 矩阵描述了灰度图像像素点的规律,元素 $P(i, j)$ 在某方向一定间隔具有灰度 i 和 j 出现的概率

$$p(i, j) = P(i, j) / \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P(i, j) \quad (4)$$

取角二阶矩的均值及标准差(μ_6, μ_7)、熵的均值

及标准差(μ_8, μ_9)、惯性矩的均值及标准差(μ_{10}, μ_{11})、相关度的均值及标准差(μ_{12}, μ_{13})共 8 个特征。

3) 提取 Hist 纹理特征。对于灰度图像 $f(x, y)$,图像 Hist 图为

$$H(r_i) = n_i / N \quad (5)$$

其中: $r_i, i=0, 1, \dots, L-1$ (L 为最大灰度级)为图像的灰度值; n_i 为像素数。

取统计均值(μ_{14}),标准差(μ_{15}),平滑度(μ_{16}),三阶矩(μ_{17}),一致性(μ_{18})和熵(μ_{19})6 个特征。文中获取 19 个纹理特征参量(实验中纹理参量皆由其对应编号表示),依据其表征能力进行筛选,按实际情况取优者作为最终的故障特征。在实际操作中,识别故障类型及故障程度的特征参量需要分别选取,以达到最佳效果。

2 建立基于时频图纹理特征的滚动轴承故障诊断模型

采用 SVM 方法建立基于时频图纹理特征的滚动轴承故障诊断模型,以期更加准确高效地识别滚动轴承所处的故障类别以及发生故障的程度。

SVM 理论由 Vapnik 等提出,建立在统计学习理论 (statistical learning theory, 简称 SLT) 中的结构风险最小化的原则基础上,可以很好地解决小样本训练分类问题,选取的纹理特征向量作为输入,具有良好的分类特性,训练 SVM 以得到最优的分类器,在很大程度上提高模型分类效果和精度。建立的模型如图 2 所示,步骤如下:

- 1) 通过振动加速度传感器获取滚动轴承不同故障类别及不同故障程度下的振动数据信号 (s_1, s_2, \dots, s_7);
- 2) 对输入信号进行时频分析,获取时频分布图,从中提取纹理特征参量,依照其表征故障的能力选取部分参量作为故障特征集;
- 3) 以训练数据作为输入,获得最佳 SVM 分类器,得到最优分类模型;
- 4) 将测试数据输入最优分类模型中进行滚动轴承故障模式分类,诊断滚动轴承故障状态或故障程度。

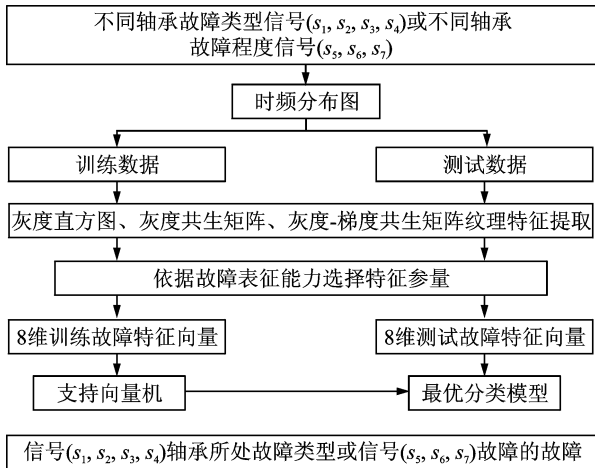


图 2 SPWVD 时频纹理特征滚动轴承故障诊断模型
Fig. 2 Fault diagnosis model for rolling bearing with time-frequency texture features

3 实验验证

取相同的滚动轴承实验数据,比较 SPWVD 时频图、WVD 时频图和小波尺度谱图 3 种时频图纹理故障特征的模式识别能力,记录并分析实验结果。

3.1 故障诊断实验过程

3.1.1 滚动轴承故障振动信号时频图获取

由于实验条件限制,笔者采用来自美国凯斯西储大学电气工程实验室的实验数据进行实验,验证建立故障诊断模型的诊断性能。数据为正常状态、滚动体外圈和内圈直径为 0.53 mm 点蚀故障状态

下的振动数据作为诊断滚动轴承故障类别的输入数据;取外圈点蚀故障直径分别为 0.18, 0.36 和 0.53 mm 3 种状态下的振动数据作为诊断滚动轴承故障程度的输入数据。在每种状态下取 150 组振动信号数据,每组数据中包含 1 024 个点。对所有数据进行希尔伯特变换,得到原始振动信号的解析信号,分别计算所有信号的 SPWVD 分布图、WVD 分布图和小波尺度谱图。

3.1.2 滚动轴承故障特征提取

在特征提取前,对时频图进行灰度化处理。为了选取合适的纹理参量,需要对参量的表征能力进行比较。从每种故障状态中随机取 20 组时频图提取特征参量进行加权平均计算,并对结果进行归一化处理。纹理特征参量的故障状态表征能力对比如图 3 所示。横坐标对应 19 种参量,纵坐标为对应参量不同状态下归一化后的数值,选择参量变化幅度大且规律的参量作为故障特征。

依据统计图中各参量的表征能力,分别选取 3 种时频图像共 6 组故障特征如表 1~3 所示。按照选取好的故障特征进行 3 种时频图纹理特征提取并分别保存。

表 1 SPWVD 纹理特征参量选择
Tab. 1 SPWVD texture feature selection

分类阶段	纹理特征参量							
故障类别	μ_6	μ_7	μ_8	μ_{10}	μ_{11}	μ_{12}	μ_{13}	μ_{17}
故障程度	μ_4	μ_6	μ_7	μ_9	μ_{10}	μ_{11}	μ_{12}	μ_{17}

表 2 WVD 纹理特征参量选择
Tab. 2 WVD texture feature selection

分类阶段	纹理特征参量							
故障类别	μ_3	μ_4	μ_5	μ_{14}	μ_{15}	μ_{16}	μ_{17}	μ_{18}
故障程度	μ_4	μ_5	μ_{14}	μ_{15}	μ_{16}	μ_{17}	μ_{18}	μ_{19}

表 3 尺度谱纹理特征参量选择

Tab. 3 Wavelet scale spectrum texture feature selection

分类阶段	纹理特征参量							
故障类别	μ_1	μ_2	μ_{14}	μ_{15}	μ_{16}	μ_{17}	μ_{18}	μ_{19}
故障程度	μ_1	μ_3	μ_4	μ_{15}	μ_{16}	μ_{17}	μ_{18}	μ_{19}

3.1.3 时频图纹理特征滚动轴承故障诊断

采用储存的 3 种时频图纹理故障特征作为输入,共进行 6 次滚动轴承故障模式识别实验。从每种故障状态 150 组特征向量集中取前 80 组作为训练数据,另外 70 组故障特征数据作为训练获得的最优分类模型的输入,进行故障模式分类,记录识别结果和准确率如表 4,5 所示。

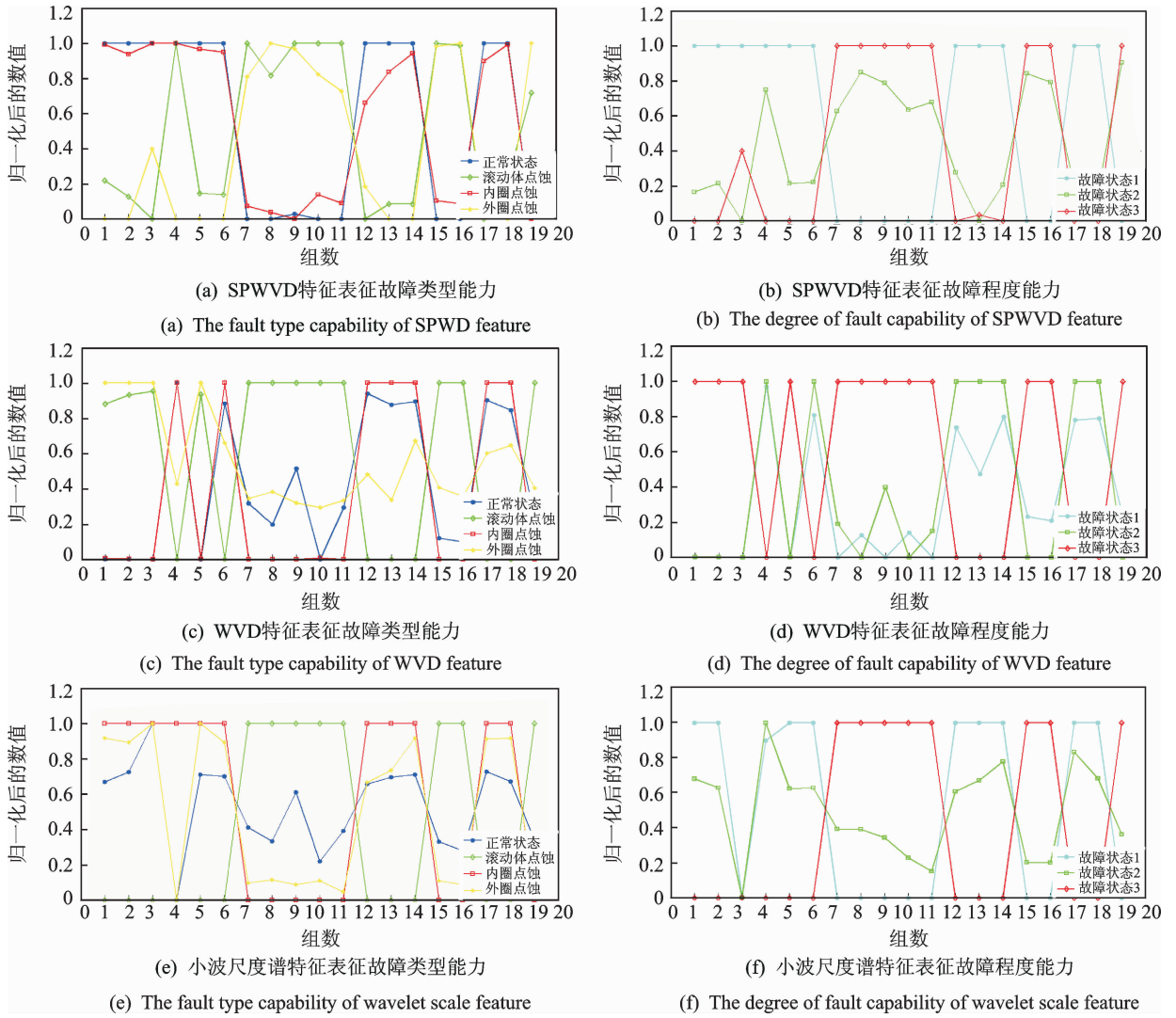


图 3 纹理特征参量的故障状态表征能力对比

Fig. 3 Comparison of capability of texture features characterizing the fault state

表 4 滚动轴承故障类别诊断分析结果比较

Tab. 4 Comparison of the analysis results of rolling bearing fault category diagnosis

故障状态 种类识别	SPWVD 时频图		WVD 时频图		小波尺度谱	
	纹理特征		图纹理特征		图纹理特征	
	正确数	准确 率/%	正确数	准确 率/%	正确数	准确 率/%
状态预测精度	239/280	85.4	200/280	71.4	217/280	77.5

表 5 滚动轴承故障程度诊断分析结果比较

Tab. 5 Comparison of the analysis results of rolling bearing fault class diagnosis

外圈点蚀故障 程度识别	SPWVD 时频图		WVD 时频图		小波尺度谱图	
	纹理特征		纹理特征		纹理特征	
	正确数	准确 率/%	正确数	准确 率/%	正确数	准确 率/%
状态预测精度	196/210	93.3	161/210	76.7	177/210	84.3

3.2 实验结果分析

分析分类结果发现,采用 SPWVD 纹理特征的

模式识别方法的精度最高,对滚动轴承故障类型的识别准确率达到 85% 以上,高于采用小波尺度谱图纹理特征和 WVD 纹理特征的识别率。在对滚动轴承故障程度的识别精度上,采用 SPWVD 纹理特征的故障诊断方法也较其他两种方法好,达到 93% 以上。相对 WVD 时频图纹理特征和小波尺度谱纹理特征,SPWVD 时频图纹理特征的故障诊断模式识别精度更高,对微弱的故障信号更加敏感,可以准确诊断出滚动轴承的故障状态和故障程度,对于滚动轴承早期故障检测十分有利。

4 结束语

滚动轴承故障振动信号是典型的非平稳非线性振动信号,采用振动分析与纹理特征分析方法结合的滚动轴承故障诊断模式识别精度较高,可以更好地识别滚动轴承的故障状态及故障程度。另外,与

WVD时频图纹理特征和小波尺度谱纹理特征相比,SPWVD时频图纹理特征利于故障特征的分析 and 提取,根据选取时频图纹理参量组成的故障特征向量具有更好的诊断性能,故障诊断模式识别准确率较高。

参 考 文 献

- [1] 仝兆景,石秀华,王文斌,等. 基于优化分簇贝叶斯网的转子振动故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(2):238-241.
Tong Zhaojing, Shi Xiuhua, Wang Wenbin, et al. Generator rotor vibration fault diagnosis based on optimization clustering bayesian network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(2): 238-241. (in Chinese)
- [2] 赵志宏,杨绍普,刘永强. 多小波系数特征提取方法在故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(2):276-280.
Zhao Zhihong, Yang Shaopu, Liu Yongqiang. Application of feature extraction method in fault diagnosis based on multi wavelet coefficients[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(2): 276-280. (in Chinese)
- [3] Smith W A, Randall R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: a benchmark study [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64:100-131.
- [4] Paliwal D, Choudhury A, Tingarikar G. Wavelet and scalar indicator based fault assessment approach for rolling element bearings [J]. Procedia Materials Science, 2014, 5: 2347-2355.
- [5] 鲁文波,蒋伟康,潘思伟,等. 基于近场声全息声像图纹理特征的机械故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2013, 26(4):618-623.
Lu Wenbo, Jiang Weikang, Pan Siwei, et al. Mechanical fault diagnosis based on texture features of acoustic images by near-field acoustic holography[J]. Journal of Vibration Engineering, 2013, 26(4): 618-623. (in Chinese)
- [6] 陈果,邓堰. 转子故障的连续小波尺度谱特征提取新方法[J]. 航空动力学报, 2009, 24(4):794-798.
Chen Guo, Deng Yan. New approach of features extraction for rotor faults from continuous wavelet transform scalogram [J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(4): 794-798. (in Chinese)
- [7] 刘占生,窦唯. 旋转机械振动参数图形边缘纹理提取的数学形态学方法[J]. 振动工程学报, 2008, 21(3): 269-273.
Liu Zhansheng, Dou Wei. An edge texture extraction method based on mathematical morphology of vibration parameter image for rotating machinery [J]. Journal of Vibration Engineering, 2008, 21(3): 269-273. (in Chinese)
- [8] 窦唯,刘占生. 旋转机械故障诊断的图形识别方法研究[J]. 振动与冲击, 2012, 31(17):171-175.
Dou Wei, Liu Zhansheng. A fault diagnosis method based on graphic recognition for rotating machinery [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(17): 171-175. (in Chinese)
- [9] 关贞珍,郑海起,叶明慧. 基于振动图像纹理特征识别的轴承故障程度诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(5):128-131.
Guan Zhenzhen, Zheng Haiqi, Ye Minghui. Bearing fault severity assessment based on vibration image [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(5): 128-131. (in Chinese)
- [10] 鞠华,沈长青,黄伟国,等. 基于支持向量回归的轴承故障定量诊断应用[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(4): 768-771.
Ju Hua, Shen Changqing, Huang Weiguo, et al. Quantitative diagnosis of bearing fault based on support vector regression [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(4): 768-771. (in Chinese)
- [11] 陈伟,贾庆轩,孙汉旭. 利用小波包和SVDD的分拣机轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(5): 762-766.
Chen Wei, Jia Qingxuan, Sun Hanxu. Bearing fault detection for Sorting machine using wavelet packet and SVDD[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(5): 762-766. (in Chinese)



第一作者简介:王亚萍,女,1972年4月生,教授。主要研究方向为数字化设计与仿真分析、可靠性设计、故障诊断与寿命预测等。曾发表《The numerical simulation analysis of flow field in level control valve of water storage tank》(《International Journal of Control and Automation》2014, Vol. 7, No. 10)等论文。
E-mail: wypbl@163.com

