

# 发动机异常检测多目标优化方法\*

吴定海, 张培林, 任国全, 王怀光, 王正军

(军械工程学院车辆与电气工程系 石家庄, 050003)

**摘要** 针对柴油发动机异常检测中的特征选择和分类器参数与检测精度之间的耦合关系,提出了一种基于非支配排序粒子群优化的柴油发动机异常检测封装式多目标同步优化方法。利用双树复小波包的分解与重构,对发动机振动信号进行时域、频域和时频域多角度特征提取,构建了较完备的特征参数集,分析了故障诊断中特征选择与分类器参数优化对检测精度的影响,运用非支配排序粒子群优化算法对多个优化目标进行协调和折衷处理,同时追求特征参数子集维数最小化和分类正确率最大化。实验数据分析表明,该方法能够寻找出最优的特征子集和分类器参数,提高柴油发动机异常检测的精度和效率。

**关键词** 柴油发动机; 异常检测; 多目标优化; 非支配排序; 粒子群优化

**中图分类号** TP391; TP23; TH165

## 引言

对柴油发动机开展状态监测时,及时发现故障并进行报警比直接识别是哪一种故障类型更具有现实意义<sup>[1-2]</sup>。发动机异常检测中,提取的各种特征参数存在部分与机械故障状态不相关的特征,特征参数之间有一定冗余<sup>[3]</sup>,增加了分类器的复杂度和计算量,降低了判别精度;因此,在进行故障状态分类之前,对原始的特征集进行精简和选择十分必要。

评价所选择特征子集的优劣需要有相应的评价方法。从故障诊断的本质目的来看,特征的选择最终是作为分类器的输入,因此直接采用分类器作为评价指标是最为直接和有效的方法,而异常检测模型本身参数对分类性能也具有重要影响。针对以上情况,封装式特征选择方法<sup>[4]</sup>根据特征和分类器参数的依赖关系,提出了特征选择和支持向量机参数的联合优化方法来提高诊断性能。该方法直接利用分类器的分类准确率的估计值来评价该特征子集的相关性,同时优化了特征子集和分类器参数,可以获得最高的准确率。

目前,大多数包装式特征选择算法以分类精度为惟一目标函数。为同步提高在线检测的精度和效率,笔者指出在对特征选择和分类器参数进行联合优化时,要求最小化特征参数维数和最大化分类精度,于是将问题转化为一个典型的多目标无序优化问题。笔者研究了非支配排序粒子群优化,同步寻求

最优化的异常检测模型参数和不同维数下的最优特征子集,提高了异常检测的效果。

## 1 双树复小波包多角度特征提取

双树复小波包采用具有冲击衰减形貌的Hilbert变换滤波器,从而使其对信号的分解具有平移不变性,有利于机械振动信号的处理。单一特征提取方法很难有效地反映发动机复杂的运行状态,笔者结合双树复小波包的分解与重构过程,从时域、频域和时频域多个角度构建完备的特征参数体系,来表征发动机的运行状态,如图1所示。

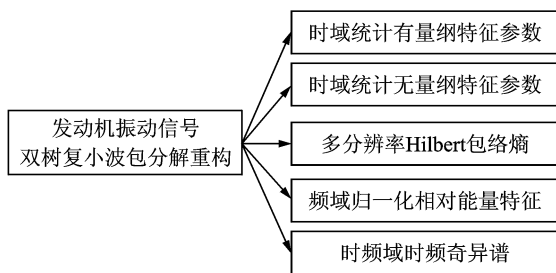


图1 双树复小波多角度特征提取

## 2 非支配排序粒子群多目标优化

### 2.1 多目标粒子群优化数学描述

令  $F_1$  为特征子集的维数,  $F_2$  为分类器诊断精

\* 国家自然科学基金资助项目(51205405)

收稿日期:2011-03-15;修改稿收到日期:2012-09-01

度,  $S$  为特征参数集合,  $P$  为分类器参数集合, 同步优化的数学模型为

$$\mathbf{F}(x) = (\min_{S,P} F_1(S,P), \max_{S,P} F_2(S,P))^T \quad (1)$$

上述问题是一种典型的无序优化问题, 可用粒子群算法来优化求解。该算法利用微粒群在可行解空间的位置表征问题解, 在  $t$  时刻种群第  $i$  个微粒的位置为  $\mathbf{X}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$ , 微粒的飞行速度为  $\mathbf{V}_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}]$ , 搜索到的个体最优位置记录为  $\mathbf{pbest}_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}]$ , 群体所发现的最佳位置记录为  $\mathbf{gbest}$ , 则各粒子位置和速度更新为

$$\begin{cases} v_{i,j}(t+1) = \omega v_{i,j}(t) + c_1 \text{rand}_1 [\mathbf{pbest}_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)] + c_2 \text{rand}_2 [\mathbf{gbest}_j(t) - x_{i,j}(t)] \\ x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \end{cases} \quad (j = 1, 2, \dots, d) \quad (2)$$

在对以上问题进行多目标优化时, 常发现特征子集的维数和分类正确率是相互冲突的。笔者引入了非支配排序方法来协调各目标函数之间的关系, 通过对优化结果进行协调和折衷处理, 使各个子目标函数都尽可能地达到最优的解方案, 称为 Pareto 最优解。非支配排序粒子群优化主要包括非支配排序、拥挤度估计和精英保留策略<sup>[5-9]</sup>。

## 2.2 非支配排序的群体分级

在多目标优化问题上, 适应度的分配为首要难题, 定义以下支配关系和非支配集。

**定义 1** 当且仅当满足  $\forall i \in \{1, 2, \dots, m\} (f_i(x_1) \leq f_i(x_2))$ , 且  $\exists j \in \{1, 2, \dots, m\} (f_j(x_1) < f_j(x_2))$  时, 可以定义  $x_1$  支配  $x_2$  (表示成  $x_1 < x_2$ )。

**定义 2** 当  $x \in S$  且不存在  $x' \in S$ , 使得  $x' < x$ , 则可称  $x$  为集合  $S$  的非支配解。包含所有这样非支配解  $x$  的集合  $P$  称为  $S$  的非支配集。

非支配排序是根据个体在种群中被支配程度进行排序: 首先, 将当前种群中所有非劣解个体划分为同一等级, 令该等级为第 1 等级; 然后, 在第 1 等级以外的个体中寻找出新的非劣解, 作为第 2 等级; 最后, 重复该过程直到种群中所有个体都被设定相应等级。

## 2.3 拥挤度估计

为确保种群的多样性, 拥挤度定义为目标空间上的每一点与同等级相邻两点之间的局部拥挤距离。使用这一方法可自动调整小生镜, 使计算结果在目标空间比较均匀地散布, 具有较好的鲁棒性。

如图 2 所示, 拥挤度定义为

$$i_{\text{den}} = \sum_{k=1}^m (|f_k^{i+1} - f_k^{i-1}|) \quad (3)$$

其中:  $i_{\text{den}}$  为  $i$  点拥挤度;  $f_k^{i+1}$  为  $i+1$  点第  $k$  个目标函数值;  $f_k^{i-1}$  为  $i-1$  点第  $k$  个目标函数值。

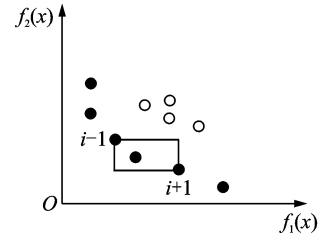


图2 拥挤度计算示意图

## 2.4 选择运算

经过快速非支配排序和拥挤度计算之后, 种群中的每个个体都拥有两个属性: 非支配排序决定的非支配序和拥挤度, 属性分别为  $i_{\text{rank}}$  和  $i_{\text{den}}$ 。选择过程就是为了使 Pareto 最优解朝最优解的方向优化并均匀散布, 采用锦标赛制, 随机选择两个个体进行比较。如果非支配等级不同, 则取等级高的点; 如果在同一等级上, 则取比较稀疏区域内的点, 保留优良个体, 淘汰较差个体。具体过程为

$$\begin{aligned} & \text{if } (i_{\text{rank}} < j_{\text{rank}}) \text{ or } (i_{\text{rank}} = j_{\text{rank}}) \text{ and } (i_{\text{den}} < j_{\text{den}}) \\ & \text{then } i > j \text{ else } j > i \end{aligned} \quad (4)$$

## 2.5 精英保留策略

首先, 将粒子群优化产生的子种群与父种群放在一起比较,  $R_t = P_t \cup Q_t$ , 种群的数量变为  $2N$ ; 然后, 种群  $R_t$  按非支配排序等级分类并计算每一个体的拥挤度, 根据等级的高低逐一选取个体, 直到总数达到  $N$ , 从而形成新一轮进化的父代种群  $P_{t+1}$ , 最优粒子从 Pareto 最优解前 5 个中随机选择。非支配排序粒子群多目标优化流程如图 3 所示。

## 3 单分类超球支持向量机模型

假设有训练样本个数  $n$ , 其中目标类训练样本的个数为  $m_1$ , 非目标类训练样本个数为  $m_2$ , 所求决策超球半径为  $R$ , 球心为  $a$ , 模型可描述为

$$\begin{aligned} & \min_{R,a,d} R^2 - (2d)^2 + \frac{1}{v_1 m_1} \sum_{i=1}^{m_1} \xi_i + \frac{1}{v_2 m_2} \sum_{j=1}^n \xi_j \\ & \text{s.t. } \|\phi(x_i) - a\|^2 \leq R^2 - d^2 + \xi_i \\ & \quad (1 \leq i \leq m_1) \\ & \quad \|\phi(x_j) - a\|^2 \geq R^2 + d^2 - \xi_j \\ & \quad (m_1 \leq j \leq n, \xi_k \geq 0, 1 \leq k \leq n) \end{aligned} \quad (5)$$

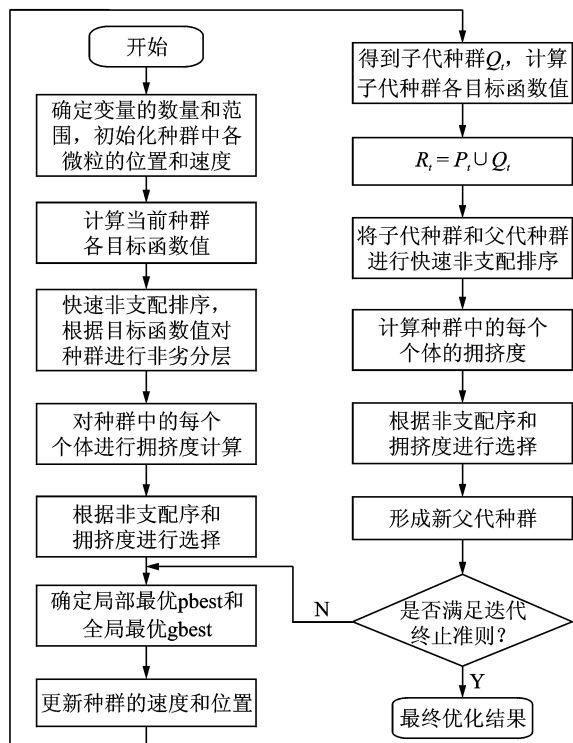


图3 粒子群多目标优化流程

对该模型解释如下:第1项是在权衡目标数据类样本和非目标数据类样本分布后,求取最为紧凑的决策超球面;第2项为最大化两类数据的分类间隔(如图4所示,以 $2d$ 的间隔分离);第3项引入目标类松弛变量因子 $\xi_i$ 和控制比例因子 $v_1$ ,以软间隔来描述正域边界 $H_+(a, R_+)$ ;第4项为引入非目标类松弛变量因子 $\xi_j$ 和控制比例因子 $v_2$ 控制的负域软间隔边界 $H_-(a, R_-)$ 。

利用对偶原理将上述优化问题转变为

$$\begin{cases} \min_{\alpha_i} \left[ \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{K}(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \mathbf{K}(x_i, x_i) \right] \\ \text{s. t. } 0 \leq \alpha_i \leq \frac{1}{v_1 m_1} \\ (1 \leq i \leq m_1, 0 \leq \alpha_j \leq \frac{1}{v_2 m_2}, m_1 + 1 \leq j \leq n) \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 1 \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i = 4 \end{cases} \quad (6)$$

其中: $\alpha$ 为拉格朗日乘子; $y$ 为样本的类别标识; $\mathbf{K}(x_i, x_j) = \boldsymbol{\phi}(x_i)^\top \boldsymbol{\phi}(x_j)$ 为核函数; $\boldsymbol{\phi}$ 为非线性映射。

通过解最优化问题,可知超球的球心为

$$a = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \boldsymbol{\phi}(x_i)}{\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \boldsymbol{\phi}(x_i) \quad (7)$$

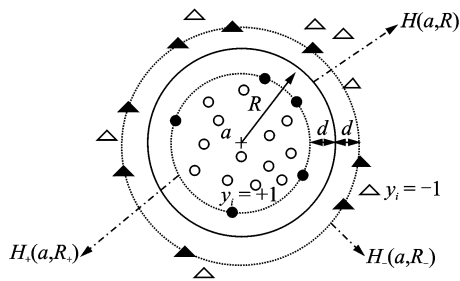


图4 最优分类超球面

类似SVM,令目标样本的支持向量为 $\mathbf{x}_{sv+}$ ,非目标训练样本的支持向量为 $\mathbf{x}_{sv-}$ ,最优分类决策超球面为

$$R^2 = \frac{\max \|\boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_{sv+}) - a\|_{y_i=+1}^2 + \min \|\boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_{sv-}) - a\|_{y_i=-1}^2}{2} \quad (8)$$

求解完成后,模型的判别函数为

$$f(x) = \text{sign}(R^2 - \|\boldsymbol{\phi}(x) - a\|^2) \quad (9)$$

## 4 实验与结果分析

为了开展柴油发动机异常检测研究,采用整循环等角度同步采样方法对发动机各种运行工况进行了振动测试。图5所示为发动机试验台,由1台12150L柴油发动机、发动机安装台架、传动装置、2台电涡流测功机、发动机辅助系统及测试控制系统组成。振动信号的采集采用ICP型加速度传感器,型号为QSY8611A,振动传感器安装在左边第1缸气缸盖顶部,采集卡型号为PCL818HD,光电编码器型号为YGM506。光电编码器安装在发动机的输出轴上,发动机曲轴转过一定角度,光电编码器产生1个脉冲,采样系统采集1个数据点。

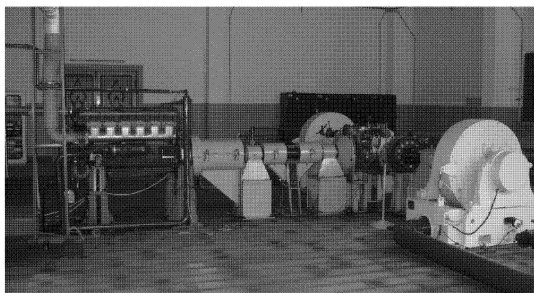


图5 发动机振动测试试验台

采集以下5种工况的柴油发动机缸盖振动信号:正常运行工况、失火、进气门间隙过大、排气门间隙过大、排气门漏气。每工作循环采集1024点,正常

工况采集500完整工作循环,每个异常工况采集20个完整工作循环。

对以上数据采用双树复小波包进行3层分解,提取12个时域统计特征(均值、平均幅值、方根幅值、标准差、均方根值、峰峰值、波形指标、脉冲指标、峰值指标、偏斜度、峭度、峪度指标,排序为1:12),9个包络熵特征(13:21),8个频带能量特征(22:29),对5层分解时频矩阵提取10个时频奇异值特征<sup>[10]</sup>(30:39),同时需要优化的还有分类器的高斯核参数 $\sigma$ 和控制比例参数 $\nu=[\nu_1, \nu_2]$ 。

#### 4.1 混合向量的二进制编码

为求解特征选择离散优化问题,每个粒子的位置使用二进制编码,1代表选中该特征,0代表没选中,粒子的速度定义为粒子位置改变的概率。将每一维 $x_{id}$ 和 $pbest_{id}$ 限制为1或者0,而速度 $v_{id}$ 不作这种限制,粒子位置更新公式为

$$x_{id}(t+1) = \begin{cases} 1 & \text{sig}(v_{id}^{t+1}) > \rho \\ 0 & \text{sig}(v_{id}^{t+1}) \leq \rho \end{cases} \quad (10)$$

其中: $\text{sig}(v_{id}(t+1))$ 表示粒子位置的更新采用速度 $v_{ik}$ 的sigmoid函数变换。

$$\text{sig}(v_{id}) = \frac{1}{1 + \exp(-v_{id})} \quad (11)$$

其中: $\rho$ 为服从 $U(0,1)$ 均匀分布的随机数。

$\text{sig}(v_{id}^{t+1})$ 是关于速度 $v_{id}^{t+1}$ 的增函数,即随着速度的增大,粒子位置取1的概率增加,取0的概率减小。

为了实现优化计算的方便快捷,分类器的参数向量也进行了二进制编码。首先明确各参数的取值区间,高斯核参数 $\sigma \in (0, 10]$ ,控制比例参数 $\nu_1 \in [0, 0.1]$ , $\nu_2 \in [0, 0.1]$ 。考虑到二进制编码的方便性,不对实际取值的大小进行编码,而是对参数的取值区间进行离散化,分别建立向量,并以所取数值在该向量中的位置进行表示。如对核参数以10位二进制码来表示,则 $\sigma$ 可取的值有1024个,可精确到0.0098。控制比例参数分别用6位二进制码来表示, $\nu$ 可取的值为64个,分别可精确到0.0016。

对以上特征选择的二进制编码 $S$ (39位)和HSCS参数的二进制编码 $P$ (22位)串联合并成一个编码 $\{S, P\}$ (共61位),则 $\{S, P\}$ 代表特征选择和参数的联合向量,然后再对此联合向量进行优化。

#### 4.2 优化结果分析

粒子群参数设置对于ACPSO两个种群规模均为30,维数为61维,种群1惯性权重因子取为0.793,学习因子均取2,最大迭代步数为40。根据以上非支

配排序多目标粒子群算法,对特征选择和分类器参数序列编码 $\{S, P\}$ 进行优化,并对分类器HSCS采用十折交叉验证法检验各特征子集的分类精度。

表1给出了进化至10代、20代、30代和40代时非支配排序微粒群多目标优化后的结果。由表可见,经过10代优化后的特征子集和分类器参数,其判别精度已经能够达到97.34%,维数为20维,并且随着迭代代数的增加,优化后的检测性能逐步提高,特征子集的维数逐步减少。

表1 不同优化代数下的特征子集和分类器性能

迭代次数	特征维数	分类器参数			识别率/%
		$\sigma$	$\nu_1$	$\nu_2$	
10	20	1.269 5	0.045 3	0.027 3	97.34
20	10	1.084 0	0.043 8	0.010 9	97.61
30	9	1.093 8	0.031 2	0.073 4	97.85
40	9	1.044 9	0.018 8	0.073 4	98.12

表2列出了经40代优化后的解集,多目标优化以非支配排序的方式给出了不同维数输入特征集和不同分类器参数下的检测性能。当特征维数为9时,即为{均方根值,第2,3,8频带以及重构信号包络熵,第2频带能量,第1,5,7个时频奇异值特征},分类器的检测识别率能够达到98.12%。随着特征子集维数的减少,分类器检测识别能力也相应下降,但当特征维数为2维时,即为{均方根值,第1个时频奇异值特征},分类器的检测识别率仍然能够达到90%。笔者提出的优化方法不仅能够同时优化异常检测的特征子集和分类器参数,而且能够给出多种优化结果供选择,体现了优良的优化性能。

表2 40代优化后的不同维数特征子集的分类性能

特征维数	特征子集	分类器参数			识别率/%
		$\sigma$	$\nu_1$	$\nu_2$	
9	{5,14,15,20,21,23,30,36,38}	1.044 9	0.018 8	0.073 4	98.12
8	{5,15,20,21,23,30,36,38}	1.084 0	0.006 2	0.073 4	97.90
7	{5,15,20,21,23,30,36}	1.084 0	0.048 4	0.073 4	97.76
6	{5,15,21,23,30,36}	1.044 9	0.006 2	0.073 4	97.59
5	{5,21,23,30,36}	1.044 9	0.006 2	0.073 4	97.15
4	{5,15,21,30}	1.084 0	0.006 2	0.073 4	96.78
3	{5,21,30}	1.084 0	0.048 4	0.075 0	95.40
2	{5,30}	1.084 0	0.006 2	0.073 4	90.00

## 5 结论

1) 分析了发动机异常检测中特征选择与支持

向量异常检测模型参数优化问题,为提高异常检测的性能和效率,将其转化为一个典型的多目标优化问题,即同时追求特征参数子集维数最小化和分类正确率最大化,并采用粒子群优化算法进行包装式同步优化解决了以上优化问题。

2) 结合双树复小波包的分解重构,快速有效地从时域、频域和时频域等多角度对发动机振动信号进行特征提取,通过粒子群多目标优化方法去除了冗余特征,同步优化了分类器参数,为异常检测提供多种优化结果供选择,实测数据分析验证了该方法的有效性。

### 参 考 文 献

- [1] Tarassenko L, Clifton D A, Bannister P R, et al. Novelty detection [C] // Encyclopaedia of Structural Health Monitoring. New York: [s. n.], 2008.
- [2] 王自营, 邱绵浩, 安钢, 等. 基于一类超球面支持向量机的机械故障诊断研究[J]. 振动工程学报, 2008, 21(6):553-558.  
Wang Ziyang, Qiu Mianhao, An Gang, et al. Fault diagnosis investigation of machine based on one-class hyperspherical SVM[J]. Journal of Vibration Engineering, 2008, 21(6):553-558. (in Chinese)
- [3] 刘弹, 徐光华, 梁霖, 等. 基于邻接区域交叠概率的特征选择方法[J]. 机械工程学报, 2009, 45(2):114-118.  
Liu Dan, Xu Guanghua, Liang Lin, et al. Feature selection method based on overlapped probability of intersection area [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(2):114-118. (in Chinese)
- [4] 齐子元, 房立清, 张英堂. 特征选择与支持向量机参数同步优化研究[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(2): 111-114.  
Qi Ziyuan, Fang Liqing, Zhang Yingtang. Synchronous optimization of feature selection and parameters of support vector machine [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(2):111-114. (in Chinese)
- [5] Srinivas N, Kalyanmoy D. Multi-objective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms [J]. Evolutionary Computation, 1994, 2 (3): 221-248.
- [6] Kalyanmoy D, Amrit P, Sameer A, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [7] 刘丽琴, 张学良, 谢黎明, 等. 基于动态聚集距离的多目标粒子群优化算法及其应用[J]. 农业机械学报, 2010, 41(3):189-194.  
Liu Liqin, Zhang Xueliang, Xie Liming, et al. Multi-objective particle swarm optimization algorithm based on dynamic crowding distance and its application [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(3):189-194. (in Chinese)
- [8] 吴锋, 周昊, 郑立刚, 等. 基于非支配排序遗传算法的锅炉燃烧多目标优化[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(29):7-12.  
Wu Feng, Zhou Hao, Zheng Ligang, et al. Multi-objective optimization of coal-fired boiler combustion based on nondominated sorting genetic algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(29):7-12. (in Chinese)
- [9] 张超勇, 董星, 王晓娟, 等. 基于改进非支配排序遗传算法的多目标柔性作业车间调度[J]. 机械工程学报, 2010, 46(11):156-164.  
Zhang Chaoyong, Dong Xing, Wang Xiaojuan, et al. Improved NSGA-II for the multi-objective flexible job-shop scheduling problem [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(11):156-164. (in Chinese)
- [10] 吴定海, 张培林, 张英堂, 等. 基于时频奇异谱的柴油机缸盖振动信号特征提取研究[J]. 振动与冲击, 2010, 29(9):222-225.  
Wu Dinghai, Zhang Peilin, Zhang Yingtang, et al. Study on feature extraction of engine vibration signal based on time-frequency singular value spectrum [J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(9): 222-225. (in Chinese)



**第一作者简介:**吴定海,男,1981年10月生,博士。主要研究方向为机械检测、信号处理与故障诊断。曾发表《基于Bayes的超球分类器及在柴油机异常检测中的应用》(《机械工程学报》2011年第47卷第6期)等论文。

E-mail:wudh81@163.com