

基于 Wigner 分布和分形维数的柴油机故障诊断*

刘 昱, 张俊红, 毕凤荣, 林杰威, 马文朋, 马 梁

(天津大学内燃机燃烧学国家重点实验室 天津, 300072)

摘要 针对柴油机配气机构故障诊断问题,提出了一种基于 Wigner 分布和差分分形盒维数的故障诊断方法。首先,利用改进局部均值分解算法对柴油机缸盖振动信号进行分解,并采用相关性分析剔除噪声和伪分量;然后,分别对各相关分量进行 Wigner 时频分析,将结果线性叠加得到振动时频图,再提取图像的差分分形盒维数作为故障特征;最后,利用 k -最近邻(k -NN)实现故障诊断。仿真结果表明,改进局部均值分解算法可以抑制 Wigner 分布交叉项的干扰。实验结果显示,差分分形盒维数优于其他 6 种典型故障特征,利用本研究提出的方法对配气机构进行故障诊断的正确率为 97.2%,该方法可以用于柴油机配气机构故障诊断。

关键词 柴油机; 配气机构; 故障诊断; 差分分形盒维数; Wigner 分布; k -最近邻

中图分类号 TK428; TH165+.3

引 言

柴油机在国民经济和人们日常生活中起着举足轻重的作用,但其故障时有发生,同样给人民的生命和财产造成了很大威胁。据统计,在造成柴油机停机故障的各种原因中,配气机构故障所占的比例约为 15.1%^[1]。因此,开展柴油机配气机构故障诊断具有重要意义。

典型的柴油机故障诊断方法包括:性能参数法、瞬时转速法、油液分析法、声发射分析法及振动分析法^[2-3]等。其中振动分析法凭借其适应范围广、信号易获取和便于不解体诊断等特点,一直是研究的热点。振动分析法可以分为时域分析法、频域分析法和时频分析法,其中时频分析方法由于能够更加全面地反映振动信号随时间和频率的变化,备受广大学者青睐。Wigner 分布^[4]是一种经典的时频分析方法,具有很高的时频聚集性,能够反应振动信号的本质特征,但处理多分量信号时出现的交叉项问题限制了它的应用^[5-6]。

为了在故障诊断中充分利用 Wigner 分布良好的时频特性,本研究首先提出一种基于改进局部均值分解(local mean decomposition,简称 LMD)算法的 Wigner 分布交叉项处理方法,然后利用该方法

生成正常和故障条件下的缸盖振动 Wigner 时频图,随后提取图像的差分分形盒维数作为故障特征,最后采用 k 最近邻(k -nearest neighbor,简称 k -NN)进行故障识别。结果表明,笔者提出的故障诊断方法可以有效地识别柴油机配气机构故障。

1 Wigner 分布及其交叉项

Wigner 分布^[7]是由诺贝尔物理学奖获得者 Wigner 建立的,后来 Ville 将其用于处理非平稳时变信号,被称作 Wigner-Ville 分布。它可看作信号在时间-频率二维平面上的能量密度函数,具有很高的分辨率、能量聚集性和跟踪瞬时频率的特性。

假设多分量信号 $x(t)$ 是若干个单分量信号 $x_i(t)$ 的线性叠加,即 $x(t) = \sum_i x_i(t)$, 则其 Wigner 分布为

$$W_x(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t + \frac{\tau}{2}) x^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j\omega\tau} d\tau = \int_{-\infty}^{+\infty} [\sum_i x_i(t + \frac{\tau}{2})] [\sum_i x_i^*(t - \frac{\tau}{2})] e^{-j\omega\tau} d\tau = \sum_i W_{x_i}(t, \omega) + \sum_{i \neq j} 2\text{Re}[W_{x_i, x_j}(t, \omega)] \quad (1)$$

其中: $x^*(t - \frac{\tau}{2})$ 为 $x(t + \frac{\tau}{2})$ 的共轭复数形式。

从式(1)不难发现,由于 Wigner 分布引入了双

* 国家自然科学基金委员会与中国民用航空局联合资助项目(U1233201);国家高技术研究发展计划(“八六三”计划)资助项目(2014AA041501)

收稿日期:2014-04-08;修回日期:2014-06-27

线性核函数, n 个信号之和的 Wigner 分布并不等于每一个信号的 Wigner 分布之和, 还多出 $n * (n - 1) / 2$ 个交叉项 $2\text{Re}[W_{x_i, x_j}(t, \omega)]$ 。交叉项通常是震荡的, 其幅值可以达到自 Wigner 分布的 2 倍, 提供了虚假的谱值分布, 并且随着信号复杂程度增加越大, 交叉项的污染将越严重, 最终使 Wigner 分布失去物理意义。典型的 Wigner 分布交叉项抑制方法包括 Cohen 类双线性时频分布及平滑伪 Wigner 分布等, 这些方法都是以损失分辨率为代价, 基本上是确保时频聚集性与抑制交叉项的某种折中。

2 Wigner 分布交叉项处理方法

近年来逐渐发展起来的 EMD, LMD 等信号分解算法, 在动力机械故障诊断中得到了广泛的应用^[8-10]。它们可以把多分量信号自适应地分解为若干个瞬时频率有物理意义的单分量信号之和。基于此, 本研究提出了一种基于改进 LMD 算法的 Wigner 分布交叉项处理方法, 具体流程如下:

1) 利用改进 LMD 算法^[11]对信号 $x(t)$ 进行分解, 得到若干个乘积函数 (product function, 简称 PF) 分量和残差信号 $r(t)$

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \text{PF}_i(t) + r(t) \quad (2)$$

2) 计算各 PF 分量与原信号的相关系数, 保留相关性较高的分量, 将相关性较低的噪声信号和分解产生的虚假伪分量剔除, 可以通过计算被剔除分量的自相关系数确定其为伪分量或噪声信号^[12];

3) 利用 Hilbert 变换将各相关分量转化为解析信号, 从而满足 Wigner 分布的计算要求;

4) 分别计算各相关分量的 Wigner 分布, 并进行线性叠加得到信号 $x(t)$ 的 Wigner 时频图。

为验证上述 Wigner 分布交叉项处理方法的有效性, 考察仿真信号 $x(t)$, $x(t)$ 由正弦信号 $x_1(t)$ 、调频信号 $x_2(t)$ 组成, 具体如下

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) = 1.2\sin(240\pi t) + \sin(0.6\sin(30\pi t) + 60\pi t) \quad (3)$$

在仿真信号中叠加高斯白噪声和蓝噪声, 两种噪声幅值均为 0.1。设置采样频率为 3 kHz, $t = 0 \sim 0.3$ s。利用改进 LMD 算法对仿真信号进行分解, 结果如图 1 所示。各 PF 分量与仿真信号 $x(t)$ 的相关系数如表 1 所示, 根据相关系数大小并参照各 PF 分量波形可以判断 PF₃ 与正弦信号 x_1 相对应, PF₄ 与调频信号 x_2 相对应, PF₁, PF₂ 和 PF₅ 分量与原信号相关性较小可能是噪声信号或虚假伪分量。计算 PF₁,

PF₂ 和 PF₅ 分量的自相关系数, 结果如图 2 所示。可以发现高频分量 PF₁ 和 PF₂ 信号自相关系数除了在零点取得最大值之外, 其余皆很小, 具备噪声信号的特点^[12], 可以判断其为噪声信号。此外, 由于高斯噪声具有最小的时间尺度^[13], 且改进 LMD 算法是根据信号的时间尺度对信号从高频到低频逐次分解, 因而噪声信号对应高频分量, 这也从侧面验证了自相关推断的正确性。PF₅ 分量的自相关不具备噪声信号特点, 且信号的左端出现了明显的振荡, 符合端点效应产生伪分量的特点, 可以判断其为伪分量。

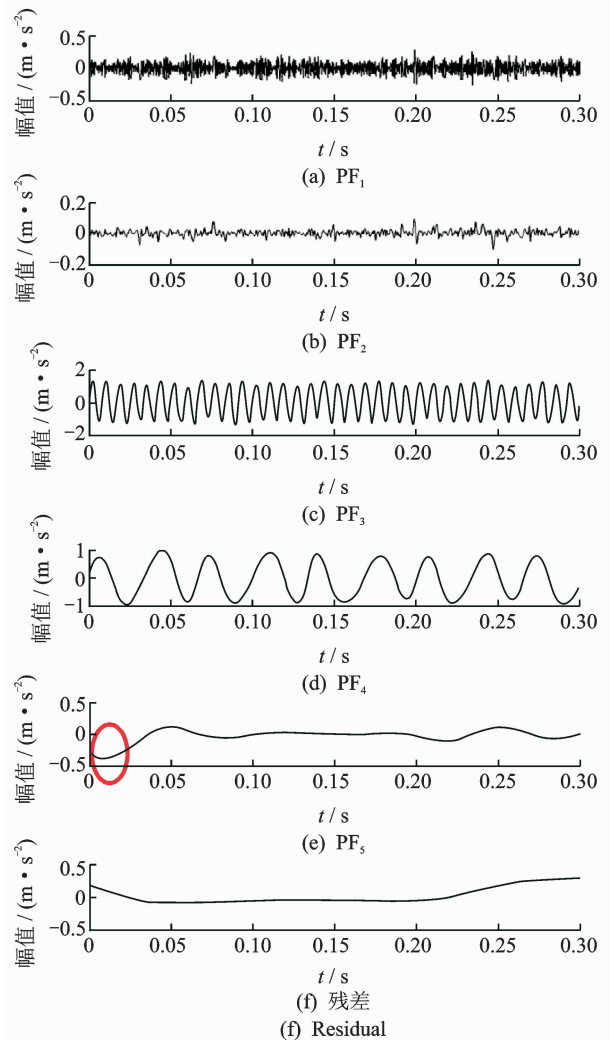


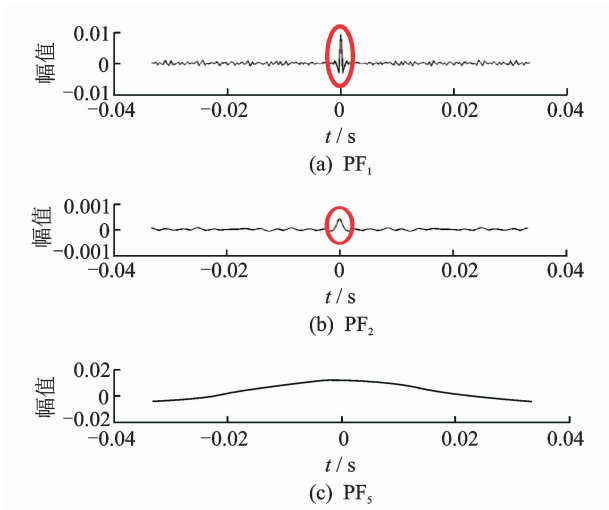
图 1 仿真信号改进 LMD 算法分解结果

Fig. 1 Improved LMD decomposition of simulation signal

表 1 各 PF 分量与仿真信号 $x(t)$ 的相关系数

Tab. 1 The correlation coefficient with simulation signal $x(t)$ of each PF

信号分量	PF ₁	PF ₂	PF ₃	PF ₄	PF ₅
相关系数	0.13	0.14	0.82	0.63	0.10

图 2 PF₁, PF₂, PF₅ 分量自相关系数Fig. 2 Autocorrelation coefficient of PF₁, PF₂ and PF₅

分别计算分量 PF₃ 和 PF₄ 的 Wigner 分布并进行线性叠加,得到仿真信号 $x(t)$ 的 Wigner 分布,如图 3 所示,其中高频成分对应 120 Hz 的正弦信号 x_1 ,低频成分对应以 30 Hz 为中心的调频信号 x_2 ,其幅值无量纲。

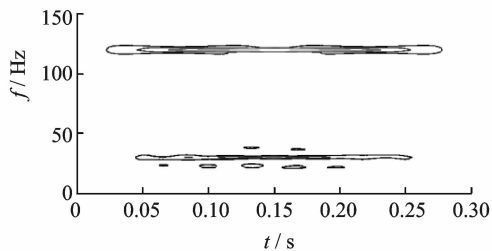


图 3 仿真信号 Wigner 分布(笔者方法)

Fig. 3 Wigner distribution of simulation signal (method of this article)

为了与笔者提出的方法进行对比,分别利用原 Wigner 分布和平滑伪 Wigner 分布计算仿真信号 $x(t)$ 的时频分布,如图 4,5 所示。

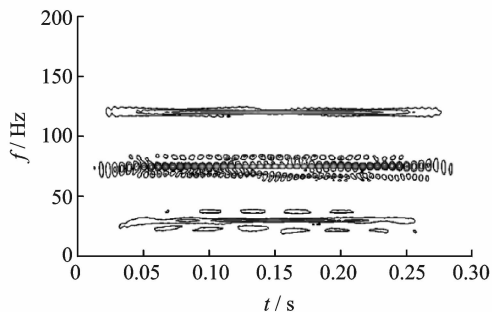


图 4 仿真信号 Wigner 分布(原方法)

Fig. 4 Wigner distribution of simulation signal (original method)

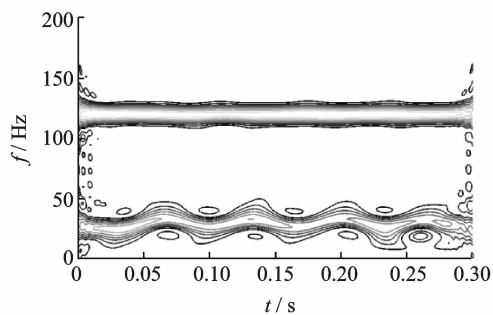


图 5 仿真信号平滑伪 Wigner 分布

Fig. 5 Pseudo-Wigner distribution of simulation signal

从图 4,5 中可以看出,原 Wigner 分布存在着以 75 Hz 为中心的交叉项且幅值较大,平滑伪 Wigner 分布可以在一定程度降低交叉项的干扰,但图像的时频聚集性明显变差,当处理复杂信号时,将使整个时频分布丧失物理意义。通过对比不难发现,本研究所提出的方法不仅可以消除交叉项的干扰,还可以确保图像的时频聚集性。

3 差分分形盒维数

柴油机振动信号具有典型的非线性、非平稳特点,分形维数是描述动力系统非线性行为的重要特征。在故障诊断中,文献[14-15]首先利用信号分解技术对振动信号进行分解,然后提取分解后各分量的分形维数作为故障特征并取得了不错的效果,但由于需要多次求取分形维数,算法计算量较大。针对这一问题,本研究直接计算振动时频图的差分分形盒维数作为故障特征。

差分分形盒维数^[16]是一种重要的计盒维数,被广泛应用于图像处理等领域。它的大小反映了轮廓在空间的复杂、不规则、精细和充满空间的程度。维数越大,细节越丰富,反之越小,细节越少。该方法将 $M \times M$ 的灰度图像按边长 s 分割为 $s \times s$ 的网格,其中: $1 < s \leq M/2$, $r = s/M$, s 为正整数,每一个网格上都叠放着若干个体积为 $s \times s \times s$ 的盒子。将图像看作曲面 $z = f(x, y)$,其中: x, y 对应像素点的平面横、纵坐标, z 对应像素点的灰度值。假设在平面的第 (i, j) 网格内,灰度的最大值和最小值分别落在第 m 个和第 n 个盒子内,则覆盖第 (i, j) 网格所需的盒子数

$$n_r(i, j) = m - n + 1 \quad (4)$$

计算所有网格的 n_r 值并累加得到覆盖整个图像所需的盒子数 N_r ,

$$N_r = \sum_{i,j} n_r(i, j) \quad (5)$$

针对不同的 s , 计算 N_r , 对得到的序列 $(\ln(1/r), \ln N_r)$ 利用最小二乘法拟合斜率即为图像的差分分形盒维数。

4 实验分析

4.1 实验设置

实验选用潍柴 WP7 型柴油机, 分别在右侧第一缸设置配气机构 4 种工作状态, 如表 2 所示。在满载转速稳定于 2 000 r/min 时测量第一缸缸盖振动信号。传感器安装如图 6 所示, 测试设备为比利时 LMS 公司生产的 LMS-SCADAS Mobile 多通道高速数据采集系统, 采样方式为等时间采样, 采样频率为 25.6 kHz。每种工况各截取 10 个样本。

表 2 配气机构 4 种工作状态

Tab. 2 Four working conditions of valve trains

工作状态	进气门 间隙/mm	排气门 间隙/mm	挺杆弯曲 (Y/N)
正常	0.3	0.5	N
气门间隙小	0.2	0.4	N
气门间隙大	0.4	0.6	N
耦合故障	0.4	0.6	Y

Y 代表挺杆弯曲; N 代表挺杆正常

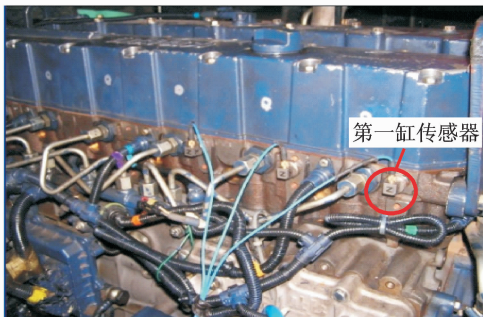


图 6 传感器安装图

Fig. 6 Sensor installation

4.2 Wigner 时频图生成

利用第 2 节提出的方法计算 4 种工况各 10 组柴油机缸盖振动信号的 Wigner 分布, 限于篇幅每种工况随机选择 1 组, 如图 7~10 所示。

4.3 时频图特征提取

首先将 4 种工况的 Wigner 时频图转化为大小为 512 像素 × 512 像素的灰度图像, 然后按照第 3 节方法计算差分分形盒维数, 其中: s 取 $2^i, i = 1, 2, \dots, 9$, 结果如图 11 所示。从中可以看出随着气门间

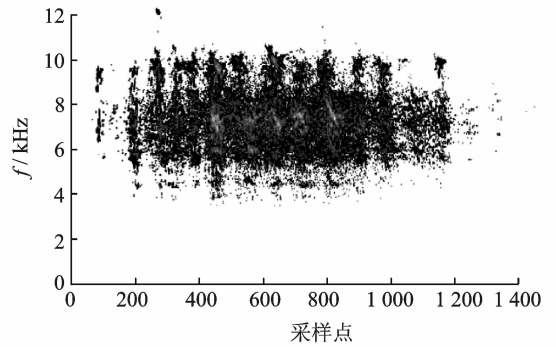


图 7 正常工况缸盖振动信号 Wigner 分布

Fig. 7 Wigner distribution of vibration signals of cylinder head in normal state

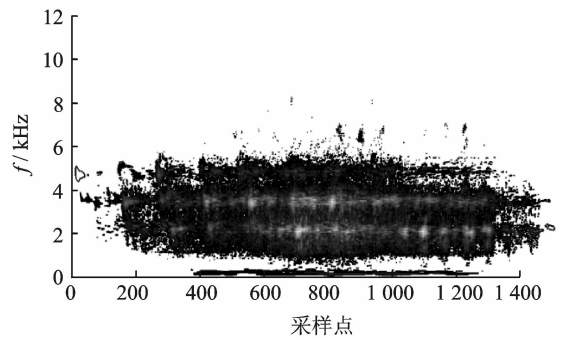


图 8 气门间隙小工况缸盖振动信号 Wigner 分布

Fig. 8 Wigner distribution of vibration signals of cylinder head in small valve clearance state

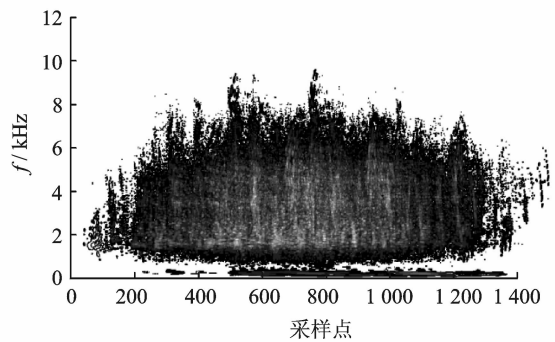


图 9 气门间隙大工况缸盖振动信号 Wigner 分布

Fig. 9 Wigner distribution of vibration signals of cylinder head in big valve clearance state

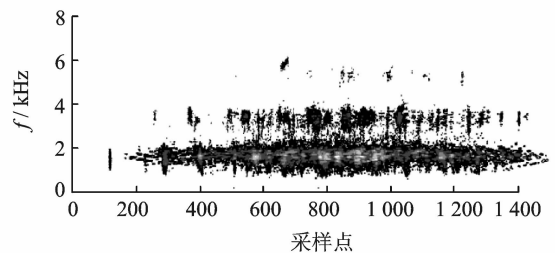


图 10 耦合故障缸盖振动信号 Wigner 分布

Fig. 10 Wigner distribution of vibration signals of cylinder head in coupling faults state

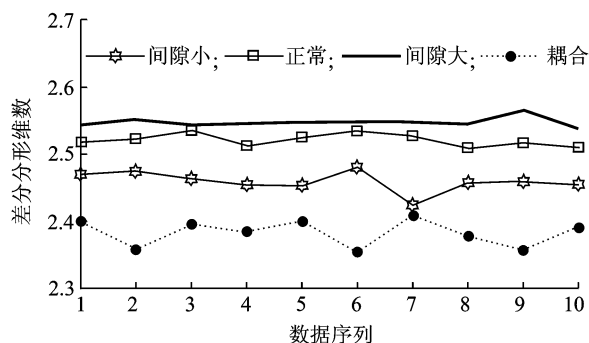


图 11 4 种工况 Wigner 时频图差分分形盒维数

Fig. 11 Differential box-counting fractal dimension of Wigner distribution in four states

隙的增大, Wigner 时频图的差分分形盒维数逐渐增大, 耦合故障的 Wigner 时频图差分分形盒维数最小, 原因是挺杆弯曲使得柴油机缸盖振动集中在某些特定的频段, 使其 Wigner 分布相对简单, 因此该状态对应的差分分形盒维数最小。

4.4 基于 k -NN 的配气机构故障识别

当两种工况的时频图差分分形盒维数较为接近时, 采用人工判断的方式可能会带来一定的误差, 因此选择典型的模式识别方法 k -NN 对柴油机配气机构故障进行智能识别, 并将差分分形盒维数与图像熵等 6 种典型的灰度统计特征^[17]进行对比, 结果如表 3 所示。其中: 每组实验均采用 10 折交叉验证, 各进行 100 次取平均值, k -NN 模型中 k 的选择采用留一法。

表 3 不同故障特征对应的故障诊断精度

Tab. 3 Fault diagnosis accuracy based on different fault features

编号	故障特征	诊断精度/%
1	差分分形盒维数	97.20
2	图像熵	73.90
3	灰度平均值	88.50
4	灰度方差	85.85
5	偏度	91.75
6	峰度	83.15
7	能量	73.70
8	特征 2-7	94.70

从表 3 可以看出, 相比其他 6 种典型灰度统计特征, 差分分形盒维数能更好地反映图像的本质特性, 原因是灰度统计特征计算的是整个图像的灰度

分布情况, 该特征较为宏观, 而差分分形盒维数通过计算不同尺度 s 下覆盖网格所需的盒子数得到分形维数, 能够在一定程度上反映图像在各个尺度上对空间的占有程度, 该特征更加微观。此外, 柴油机振动具有非线性的特点, 分形维数恰好是描述动力系统非线性行为的重要特征。

虽然同时采用 6 种典型的灰度统计特征也可以达到较高的诊断精度, 但计算量将会大大增加, 且随着选择特征数目的增加, 特征间的冗余将会制约故障诊断精度的进一步提高。

5 结 论

1) 利用改进 LMD 算法结合相关性分析可以消除 Wigner 分布交叉项的干扰, 保证图像的时频聚集性, 同时达到去除噪声和伪分量的效果。

2) 各工况 Wigner 时频图的差分分形盒维数有明显差异, 可以将其用于表征柴油机的工作状态。此外, 与对信号各分量都计算分形维数相比, 直接对时频图像计算差分分形盒维数大大降低了计算量。

3) k -NN 算法计算效率较高, 可以快速准确地识别柴油机的工作状态和故障类型, 满足柴油机故障诊断的要求。

参 考 文 献

- [1] 商斌梁, 夏勇, 张振仁, 等. 遗传算法在气门机构故障诊断中的应用[J]. 内燃机学报, 2004, 18(4): 419-422. Shang Binliang, Xia Yong, Zhang Zhenren, et al. Fault diagnosis of diesel valve by using GA algorithm [J]. Transactions of Csice, 2004, 18(4): 419-422. (in Chinese)
- [2] Ftoutou E, Chouchane M, Besbes N. Internal combustion engine valve clearance fault classification using multivariate analysis of variance and discriminant analysis[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2012, 34(5): 566-577.
- [3] 王醇涛, 陆金铭. 运用 HHT 边际谱的柴油机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(4): 465-468. Wang Chuntao, Lu Jinming. Fault diagnosis of diesel engine based on HHT marginal spectrum[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(4): 465-468. (in Chinese)
- [4] Wang Chengdong, Zhang Youyun, Zhong Zhenyuan. Fault diagnosis for diesel valve trains based on time-

- frequency images[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2008, 22(8):1981-1993.
- [5] Climente-Alarcon V, Antonino-Daviu J A, Riera-Guasp M. Induction motor diagnosis by advanced notch FIR filters and the Wigner-Ville distribution[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, 61(8):4217-4227.
- [6] 汤宝平,蒋永华,姚金宝.基于重分配魏格纳时频谱和SVD的故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2012, 32(2):301-305.
Tang Baoping, Jiang Yonghua, Yao Jinbao. Fault diagnosis based on reassigned Wigner-Ville distribution spectrogram and SVD[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2012, 32(2):301-305. (in Chinese)
- [7] Martin W, Flandrin P. Wigner-Ville spectral analysis of nonstationary processes[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1985, 33(6):1461-1470.
- [8] 张志刚,石晓辉,施全,等.基于改进EMD和谱峭度法滚动轴承故障特征提取[J]. *振动、测试与诊断*, 2013, 33(3):478-482.
Zhang Zhigang, Shi Xiaohui, Shi Quan, et al. Fault feature extraction of rolling element bearing based on improved EMD and spectral kurtosis[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2013, 33(3):478-482. (in Chinese)
- [9] Chen Baojia, He Zhengjia, Chen Xuefeng, et al. A demodulating approach based on local mean decomposition and its applications in mechanical fault diagnosis[J]. *Measurement Science and Technology*, 2011, 22(5):55704-55716.
- [10] Yang Yu, Cheng Junsheng, Zhang Kang. An ensemble local means decomposition method and its application to local rub-impact fault diagnosis of the rotor systems[J]. *Measurement*, 2012, 45(3):561-570.
- [11] 张俊红,刘昱,毕凤荣,等.基于LMD和SVM的柴油机气门故障诊断[J]. *内燃机学报*, 2012, 30(5):469-473.
Zhang Junhong, Liu Yu, Bi Fengrong, et al. Diesel engine valve fault diagnosis based on LMD and SVM[J]. *Transactions of Csice*, 2012, 30(5):469-473. (in Chinese)
- [12] 冯广斌,吴震宇,袁惠群.基于混沌理论与SVM的内燃机振动信号趋势预测[J]. *振动、测试与诊断*, 2011, 31(1):64-69.
Feng Guangbin, Wu Zhenyu, Yuan Huiqun. Trend prediction of engine vibration signals using chaotic theory and support vector machine[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2011, 31(1):64-69. (in Chinese)
- [13] 李敏通.柴油机振动信号特征提取与故障诊断方法研究[D].杨凌:西北农林科技大学,2012.
- [14] 王凤利,段树林,于洪亮,等.基于EEMD和形态学分形维数的柴油机故障诊断[J]. *内燃机学报*, 2012, 30(6):557-562.
Wang Fengli, Duan Shulin, Yu Hongliang, et al. Fault diagnosis of diesel engine based on EEMD and morphology fractal dimension[J]. *Transactions of Csice*, 2012, 30(6):557-562. (in Chinese)
- [15] Wang Xia, Liu Changwen, Bi Fengrong, et al. Fault diagnosis of diesel engine based on adaptive wavelet-packets and EEMD-fractal dimension[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 41(1-2):581-597.
- [16] Sarkar N, Chaudhuri B B. An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1994, 24(1):115-120.
- [17] 蔡艳平,李艾华,何艳萍,等.基于振动谱时频图像特征及SVM参数同步优化识别的内燃机故障诊断[J]. *内燃机学报*, 2012, 30(4):377-383.
Cai Yanping, Li Aihua, He Yanping, et al. ICE fault diagnosis method based on vibration spectrum time-frequency image feature and SVM parameters synchronization optimization recognition[J]. *Transactions of Csice*, 2012, 30(4):377-383. (in Chinese)



第一作者简介:刘昱,男,1987年2月生,博士生。主要研究方向为柴油机状态监测与故障诊断。曾发表《基于LMD和SVM的柴油机气门故障诊断》(《内燃机学报》2012年第30卷第5期)等论文。

E-mail:liuyu2012@tju.edu.cn.

