

内燃机变分模态 Rihaczek 谱纹理特征识别诊断^{*}

岳应娟,王 旭,蔡艳平

(火箭军工程大学理学院 西安 710025)

摘 要:针对内燃机故障诊断中振动响应信号强耦合、弱故障特征的问题,提出一种基于内燃机振动谱图纹理特征提取的故障诊断方法。首先,为了清晰地刻画内燃机振动信号时频联合分布中的非平稳时变分量,将变分模态分解(VMD)与 Rihaczek 复能量密度分布方法有效结合,得到了时频聚集性好、无交叉项干扰的内燃机振动谱图像;针对 VMD 分解过程中的参数选取问题,提出将功率谱熵作为目标函数,对 VMD 的分解参数进行网格寻优,提高了 VMD 分解的自适应性。为了实现对内燃机振动谱图像的自动识别及故障诊断,提出了改进的局部二值模式(ILBP)方法,用来对振动谱图中蕴含的纹理信息进行分析,提取低维特征参量并采用最近邻分类器对内燃机不同工况的振动谱图像进行模式识别。将该方法应用于内燃机故障诊断实例中,结果表明该方法能有效提取内燃机振动信号中的微弱故障特征,实现内燃机故障的自动诊断。

关键词: 内燃机;故障诊断;Rihaczek 分布;变分模态分解;局部二值模式

中图分类号: TH17 TK428 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.30

Internal combustion engine fault diagnosis based on identification of variational modal Rihaczek spectrum texture characterization

Yue Yingjuan, Wang Xu, Cai Yanping

(College of Science, Rocket Force Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract: Internal combustion engine fault diagnosis using vibration response signal meets the challenging of strong coupling and weak fault characteristics. A fault diagnosis method is proposed based on texture feature extraction of internal combustion engine vibration spectrum. In order to clearly characterize the non-stationary time-varying components in the time-frequency distribution of internal combustion engine vibration signal, the variational mode decomposition (VMD) is combined with the Rihaczek complex energy density distribution method. Thus, the vibration spectrum image can be obtained with good time-frequency clustering and no cross-term interference. Considering the parameter selection in the VMD decomposition process, Shannon entropy is introduced as the objective function and the successive grid search technique is employed to identify the optimal model parameters, to improve the adaptability of VMD decomposition. To realize the automatic recognition and fault diagnosis of the vibration spectrum of internal combustion engine, an improved local binary model (ILBP) is presented to analyze the texture information contained in the vibration spectrum. The low-dimensional feature parameters are extracted and the nearest neighbor classifier is adopted to identify the vibration spectrum under different working conditions. The proposed method is applied to the fault diagnosis of internal combustion engine. The results show that the method can effectively extract the weak fault characteristics of the vibration signal and realize the automatic diagnosis of internal combustion engine failure.

Keywords: IC engine; fault diagnosis; Rihaczek distribution; variational mode decomposition (VMD); local binary model (LBP)

0 引言

内燃机作为复杂的机械系统,振动激励源多,其振动响应信号往往具有明显的强耦合、弱故障特征的特点^[1],如何准确地提取内燃机振动信号中的故障特征信息是故障诊断中的难点所在。

内燃机振动谱图像是利用时频分析方法将一维振动信号映射到二维时频域所得到的信号时频分布图像,其中包含了丰富的设备状态信息,可通过图像识别的方法来进行故障特征的提取和诊断。文献[2]将 Wigner 分布与概率神经网络相结合,直接进行内燃机的故障诊断;文献[3]提出了 Wigner 分布与分形维数相结合的内燃机故障诊断方法;文献[4]将图像分割理论引入柴油机故障诊断之中,用于时频图像的处理;文献[5]提出了基于经验模态分解-维格纳分布与局部非负矩阵分解的内燃机故障诊断方法;文献[6]利用判别非负矩阵分解进行内燃机振动时频图像的故障特征提取。以上方法将内燃机的故障诊断问题转化为柴油机振动时频图像的模式识别问题,取得了较好的效果。但是在较常用的时频分析方法中,短时傅里叶变换、S 变换、小波变换和 Cohen 类变换的分解过程采用单一的基原子,不能良好的匹配信号的局部特征^[7]。变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 方法摆脱了循环筛分剥离的处理方式,将信号分解过程转移到变分框架内,通过搜寻约束变分模型最优解来实现信号分解^[8]。利用 VMD 将内燃机振动信号分解为不同频率的本征模态分量,可以较好地抑制时频分布中频域上的交叉项。信号的 Rihaczek 复能量密度分布 (Rihaczek distribution, RD) 通过在 WVD (Wigner-Ville decomposition) 的基础上加入指数核函数,能够较好地抑制时频分布中时域上的交叉项。通过叠加 VMD 分解分量的 RD 分布,可获得无交叉项干扰且时频聚集性优良的振动谱图像。针对 VMD 算法中对分解效果影响较大分量个数 K 及惩罚函数 α 两个参数,引入功率谱熵的概念,实现了对参数 α 及 K 值的自动寻优,提高了 VMD-RD 时频表征方法的自适应性。

局部二值模式 (local binary patterns, LBP) 能发现图像中稳定、直观的图像局部特征,自提出以来,被较多地用于人脸识别^[9]、图像检索等领域^[10],鲜有机械故障诊断方面的应用。为了获取蕴含在内燃机振动谱图像中的低维特征信息,本文提出一种改进的 LBP 算法 (improved LBP, ILBP),该算法具有更小的计算复杂度,并且能够更好地突出图像中不同灰度级像素的相对空间关系,采用分类器对 ILBP 算法提取的特征参数进行模式识别,可实

现无先验知识条件下的自动故障诊断。通过对 6135G 型内燃机气门间隙正常、气门间隙过小、气门间隙过大和气门严重漏气 4 种工况的振动信号进行实验分析,证明了本文方法的有效性。

1 内燃机参数优化 VMD-RD 振动谱图分析

1.1 变分模态分解与 Rihaczek 时频分布的结合

二次型时频分布中交叉项是普遍存在的,严重干扰着对信号时、频分布特征的解读。图 1 所示为四原子仿真信号的 WVD 分布,可以清楚地看到由于交叉项的存在,仿真信号中的 4 个真实原子信号分量完全被湮没,这种方法显然是不利于内燃机故障诊断的。

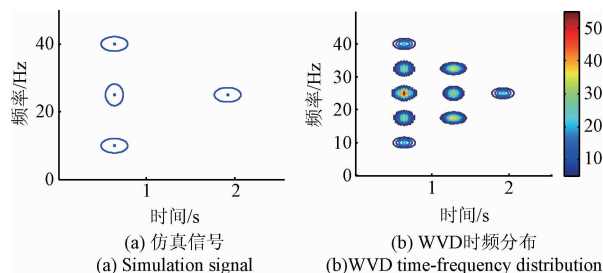


图1 仿真信号 WVD 时频分布

Fig. 1 WVD time-frequency distribution of the simulation signal

Rihaczek 复能量密度分布^[11]在 WVD 的基础上加入了指数核函数,有效地抑制了分布中时域的交叉项,却大大降低了频域分量的分辨率。式(1)为 Rihaczek 复能量密度分布的数学表达式。

$$TFR_x(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(\tau, \theta) x^* \left(t - \frac{\tau}{2} \right) x \left(t + \frac{\tau}{2} \right) e^{-i\tau\omega} d\tau d\theta \quad (1)$$

式中: $*$ 表示共轭, $\varphi(\tau, \theta)$ 代表不同的 cohen 核函数, Rihaczek 复能量密度分布的核函数为指数函数 $\exp(i\pi\omega\theta)$ 。变分模态分解方法可以将初始信号分解为具有不同频率、相互独立的本征模态分量 $IMF_1, IMF_2, \dots, IMF_K$ ^[12], 将分量信号的 Rihaczek 分布进行叠加,得到初始信号的 VMD-RD 时频分布,能够有效消除信号时频分布中的交叉干扰项,并保持 Rihaczek 分布良好的时频聚集性。仿真信号的 Rihaczek 分布与 VMD-RD 分布如图 2 所示。

从图 2 中可以看到, VMD-RD 时频分布中各原子分量得到了清晰的显示,不存在交叉项的干扰。用这种方法处理内燃机振动信号,得到的振动谱图像更有利于对各时频冲击分量的解读及对故障模式的识别。

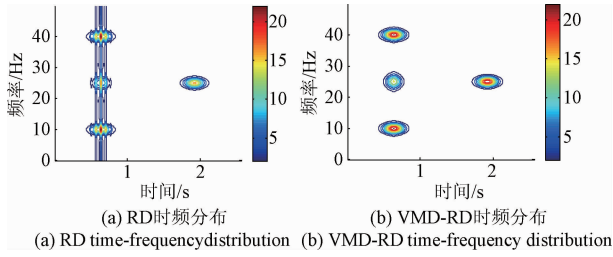


图 2 仿真信号时频分布

Fig. 2 Time-frequency distribution of the simulation signal

1.2 变分模态分解的参数优化策略

VMD 能够将复杂的信号分解为预设尺度的 K 个调幅调频分量信号, 由于分量个数 K 及惩罚函数 α 可以预先设定, 如果 K 与 α 取值恰当, 就可以有效地抑制模式混叠现象^[13]。初始信号 $x(t)$ 经 VMD 分解得到 K 个本征模态分量 (intrinsic mode function, IMF), 记为 $f(t)_i$, 则 $x(t)$ 可表示为:

$$x(t) \approx \sum_{i=1}^K f(t)_i \quad (2)$$

在 VMD 分解过程中, 分量个数 K 及惩罚函数 α 直接影响 VMD 的分解效果。为了实现参数的自适应选取, 本文引入 Shannon 熵^[14] 作为 VMD 分解效果的评价指标。

对于每一个 IMF 分量信号 $f(t)$, 其功率谱为 $S_{\text{IMF}}(\omega) = \frac{1}{2\pi} |F(\omega)|$ 。由于信号在时、频相变换的过程中能量是守恒的, 因此, 对于长度 N 的 IMF 分量信号, $S_{\text{IMF}} = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ 可以看作对信号的一种划分方式, 对应的 Shannon 熵, 即功率谱熵为^[15]:

$$H_f = - \sum_{i=1}^N q_i \lg q_i \quad (3)$$

式中: q_i 为第 i 个功率谱值在整个谱中所占的百分比。如果故障信号经 VMD 算法处理后所得 IMF 分量中包含的噪声较多, 与故障相关的冲击特征不明显, 则分量信号的稀疏性较弱, 功率谱熵值较大; 如果 IMF 分量中包含的故障特征信息较多, 波形中出现明显的冲击脉冲, 则信号将呈现出较强的稀疏特性, 功率谱熵值较小。考虑到两个影响参数间的交互作用, 选用网格参数寻优策略^[16] 搜寻到全局最优结果。VMD 算法的参数 $[K, \alpha]$ 的优化步骤如下:

- 1) 根据初始信号设置影响参数的搜索范围和搜索步长;
- 2) 根据搜索范围和步长划分网格, 在每一个网格点上取相应的 $[K, \alpha]$, 对信号进行 VMD 分解, 并计算所有 IMF 分量的功率谱熵;
- 3) 对比功率谱熵值大小, 并更新 $[K, \alpha]$ 参数组合, 再进行下一个网格点的计算;

4) 遍历所有网格点后, 得到所有 IMF 分量的功率谱熵最小值对应的网格点的 $[K, \alpha]$ 参数组合, 即为优选出的参数。

2 局部二值模式振动谱纹理特征分析

LBP 是根据图像局部区域的中心像素与邻域像素的灰度差异进行二进制编码, 从而对图像纹理进行描述的方法^[17]。Jessica S. C. 等人^[18] 最初将 LBP 算子定义在 3×3 的矩形邻域上, 后来为了打破固定覆盖区域的限制, 将 LBP 算子扩展到任意大小的区域。用 R 表示圆域的半径, 用 P 表示域内点数, 图 3 给出了 3 种扩展 LBP 算子的示意图。

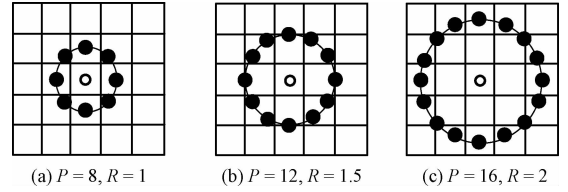


图 3 三种扩展 LBP 算子

Fig. 3 Three kinds of extended LBP operators

以图 3 中半径为 1, 点数为 8 的 LBP 算子为例, 编码过程中各元素的确定如图 4 所示。LBP 的编码规则: 当 $f_i \geq f_0$ 时, 对应位置编码为 1, 否则编码为 0, 然后按顺时针方向构成 8 位二进制数, 从而得到代表该像素点的 LBP 编码。

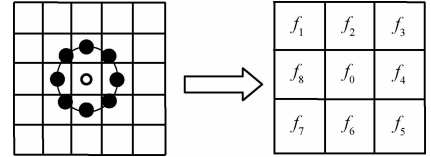


图 4 LBP 的编码邻域点选取

Fig. 4 Neighborhood selection of the LBP

LBP 的编码公式可描述为^[19]:

$$LBP_{P,R}(C) = \sum_{i=1}^P S(f_i, f_0) \cdot 2^{i-1} \quad (4)$$

其中:

$$S(f_i, f_0) = \begin{cases} 1, & f_i - f_0 \geq 0 \\ 0, & f_i - f_0 < 0 \end{cases} \quad (5)$$

在 LBP 编码过程中, 图像局部区域的中心像素与邻域像素的灰度差异以编码的形式体现出来, 但是编码时中心像素点被置 0, 虽然局部的结构信息被表征出来, 但是不同图像整体的像素间空间关系被忽略。为了放大中心像素点的权值, 本文 ILBP 编码规则将邻域像素按照对角位置相互比较, 而中心像素与全部像素点的均值进行比较, 从而能够兼顾到图像中的全局和局部纹理信息, 得到更好的特征提取效果。

$$ILBP_{P,R}(C) = \sum_{i=1}^{P/2} S(f_i, f_{i+P/2}) \cdot 2^{i-1} + 2^{P/2+1} s(f_0 - f_a)$$

(6)

其中:

$$f_a = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P f_i$$

(7)

$$S(a,b) = \begin{cases} 1, & a - b \geq 0 \\ 0, & a - b < 0 \end{cases}$$

(8)

根据式(4)编码规则, P 点数的 LBP 算子能产生 2^P 种不同的二进制数值模式, $P = 16$ 时 2^P 为 65 536, 此时的特征参数量已经满足特征提取的要求, 所以一般应用上将多点数的二值编码根据 8 点数编码幅值进行归一化处理, 使数值幅度保持在 0 ~ 255。根据式(4)编码规则, P 点数的 ILBP 算子能产生 $2^{P/2+1}$ 种不同的二进制数值模式^[20], 仍将多点数的二值编码根据 8 点数编码幅值进行归一化处理, 使数值幅度保持在 0 ~ 32。相比于 LBP 算子, ILBP 算子计算复杂度得到进一步的减小, 二进制编码维度也进一步降低。

3 内燃机故障诊断实验分析

图 5 所示为基于 VMD-RD 振动自适应时频表征与 ILBP 纹理特征提取、识别的内燃机故障诊断实验流程框图。利用优化后的 VMD-RD 方法获得内燃机振动谱图, 对振动谱图进行 ILBP 编码和灰度统计信息提取, 输入分类器进行模式识别。



图 5 故障诊断实验流程
Fig. 5 Flowchart of fault diagnosis

3.1 振动谱图像生成

以 6 135 G 型内燃机为研究对象, 取第 2 缸盖表面振动信号对内燃机进行故障诊断, 采样频率 25 kHz, 转速为 1 500 r/min, 测试过程中, 内燃机空载运行, 实验平台如图 6 所示。为了减少邻缸振动的影响, 振动加速度传感器被安装于进气门与排气门中间, 气缸盖中央处, 用来完成对缸盖表明垂直方向的振动进行测量。根据《135 系列柴油机使用保养说明》, 135 系列非增压式柴油机进气门间隙应为 0.25 ~ 0.35 mm, 排气门间隙应为 0.30 ~ 0.35 mm。冷车状态下适当调整为上限值, 热车状态下适当调整为下限值。本文实验共设置了 4 种气门间隙状况, 具体情况如表 1 所示。进、排气门正常间隙设定为 0.3 mm, 气门间隙过大和过小分别设置为 0.50 和 0.06 mm, 开口表示在气阀上开 4 mm × 1 mm 的孔来模拟严重漏气故障状态。所以表 1 中工况 1 ~ 4 分别对应气门正常、排气门间隙过小、排气门间隙过大及排气门严重漏气 4 种状态。共采集内燃机气门 4 种故障状态下各 60 组振动信号样本, 总计 240 个。

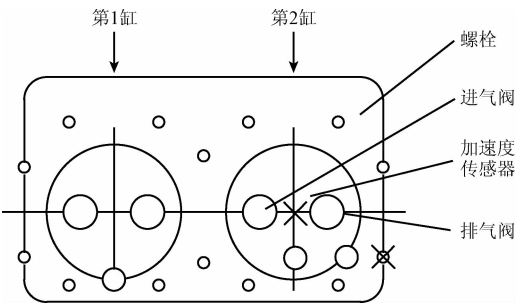


图 6 试验平台
Fig. 6 Experimental platform

表 1 四种实验工况设置
Table 1 Four states of IC engine valve train

内燃机气门	工况编号			
	1	2	3	4
进 气 门	0.30	0.30	0.30	0.30
排 气 门	0.30	0.06	0.50	开口

图 7 所示为 4 种工况的 RD 分布情况, 在 RD 使用中, 使用长度为 155 的 Hamming 窗。从图 7 中可以看到, 因为指数核函数的引入, 其各工况分布的交叉项得到了一定程度的抑制, 时间分辨率较高, 但是频率分辨率过低, 无法分辨不同频率的信号分量, 严重影响了对振动信号的解析。

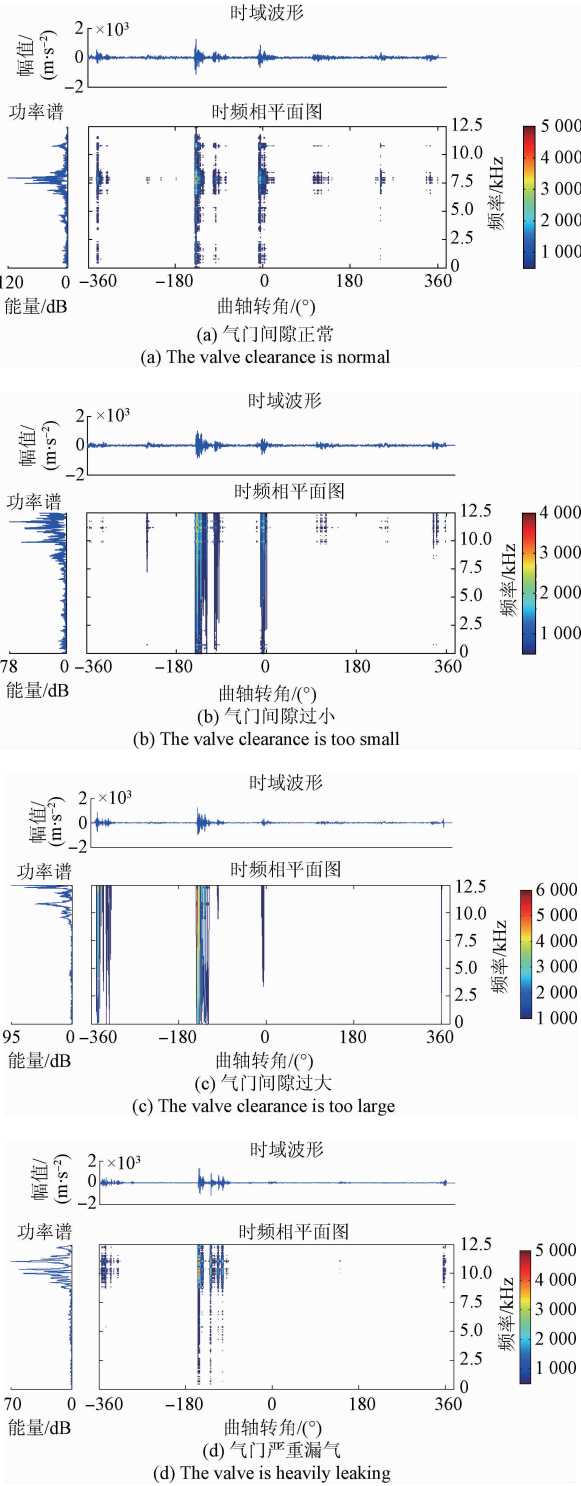


图 7 振动信号 RD 时频分布

Fig. 7 RD time-frequency distribution of vibration signal

以工况 1 为例,图 8 所示为利用 VMD 对信号进行分解得到的变分模态分量的时、频波形。图 9 所示为利用 VMD-RD 方法(RD 仍然采用长度 155 的 Hamming 窗)生成的 4 种工况下的内燃机振动谱图。图 9 最上方的曲线

为信号的时相波形图,横坐标表示时间,纵坐标表示幅值;左边的曲线为信号的功率谱图,横坐标表示幅值,纵坐标表示频率;中间的图像为时频相平面图,横坐标表示时间,纵坐标表示频率,颜色代表能量幅值的大小,与右边颜色标尺图对应。表 2 所示为 VMD 分解过程中,利用本文所提出的参数优选方法得到的对应参数。搜索范围及步长设置为 $K:[1,15]$,步长 1; $\alpha:[100,5\,000]$,步长 100。

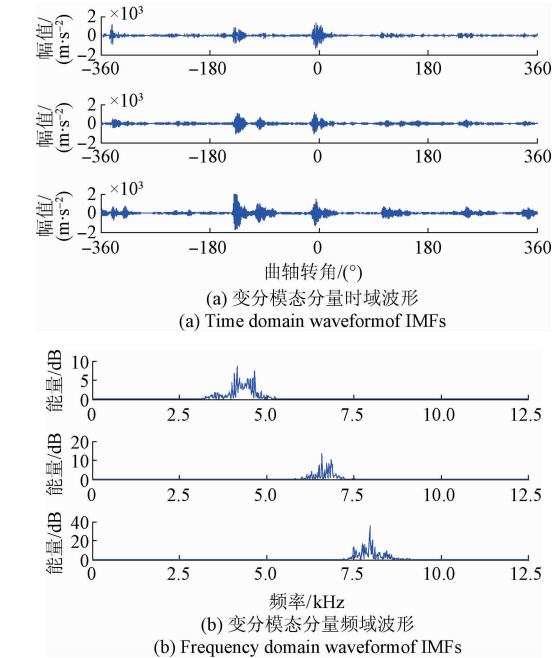
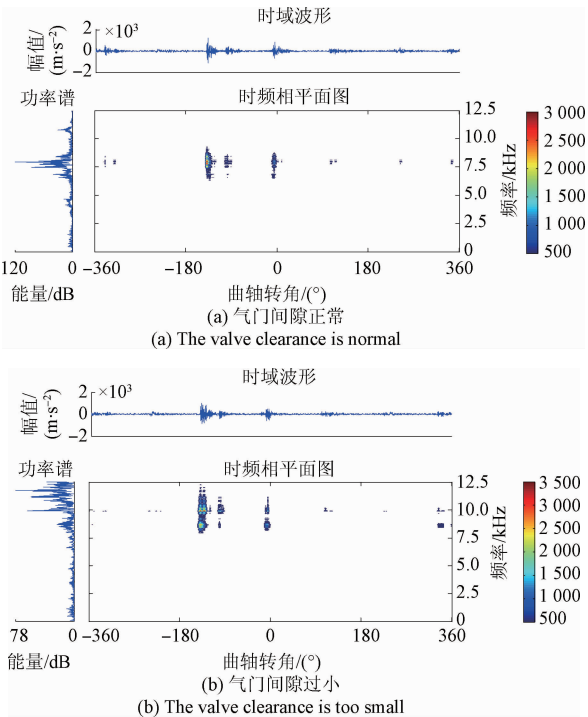


图 8 VMD 分解变分模态分量的时、频波形
Fig. 8 Time and frequency waveforms of IMFs



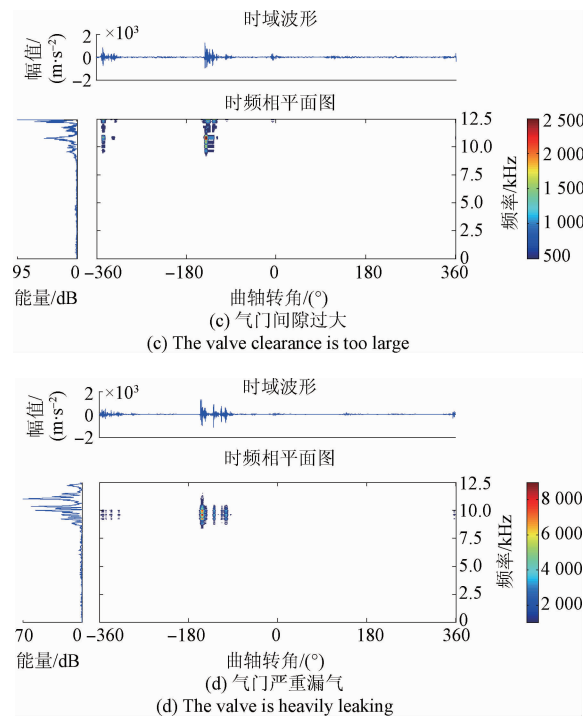


图 9 振动信号 VMD-RD 时频分布
Fig. 9 VMD-RD time-frequency distribution of vibration signal

表 2 四种工况参数优选结果

Table 2 Parameter optimization results of four states				
状态编号	1	2	3	4
K	3	3	3	2
α	1 500	1 700	1 500	1 300

图 9 中信号的 VMD-RD 分布对比图 7 中 Rihaczek 分布来看,时、频分辨率均得到了很大程度的提高,交叉干扰项也得到了有效的抑制。内燃机振动信号的 VMD-RD 振动谱图能够更清楚地反映不同工况的运行状态信息,可以清晰看出气门间隙状态的变化对振动信号的影响。应用内燃机振动信息 VMD-RD 振动谱图进行故障诊断能够获得更好的效果。

3.2 振动谱图像的纹理特征提取及故障识别

利用 VMD-RD 方法得到的内燃机振动谱图像维度为 420×560 ,利用 ILBP 方法对图像进行重新编码后,因为编码是逐点进行的,所以得到的 ILBP 编码图谱仍然是 420×560 的维度,每一个像素点代表了原图像素点 $R = 1$ 圆域内 $P = 8$ 像素点间的对比度关系,二进制编码幅值为 $0 \sim 31$,包含着原图像中的纹理信息。统计 LBP 图谱中具有不同幅值的二进制编码出现的次数,以灰度直方图的形式表现出来,如图 10 所示。图 10 中每种状态左侧为 ILBP 编码图谱,横纵坐标为像素点数;右侧为

相应的灰度统计直方图,横纵坐标分别为灰度级和像素点数。

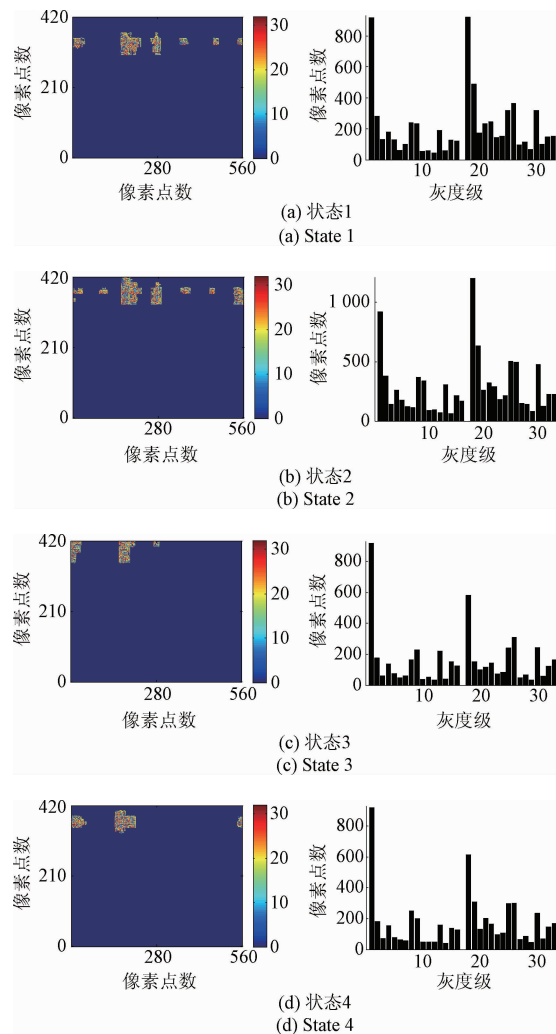


图 10 振动信号的 ILBP 谱图及相应的二值统计序列图

Fig. 10 LBP spectrum and corresponding binary statistical sequence diagram of the vibration signal

从图 10 中可以看到,不同工况的 ILBP 图谱能够基本保留原图像中各时频冲击分量的相对空间位置。在其对应的灰度直方图(二值统计序列图)中,不同内燃机气门状态对应的二值统计序列存在较大区别,能够描述不同状态下的差异化信息,保证了以其作为特征参数对内燃机气门间隙状态进行分类和识别。

为了对比 LBP 算子与 ILBP 算子在特征提取效率上的差异,进行了对比实验。以不同圆域半径和采样点数条件下的一幅时频图像特征提取时间为指标,实验环境为 MATLAB R2012b,计算机配置为 AMD A8 处理器,1.90 GHz 主频 CPU,4 GB 内存,Win7 操作系统,结果如表 3 所示。

表 3 LBP 算子与 ILBP 算子特征提取效率对比

Table 4 Comparison of LBP operator and ILBP operator feature extraction efficiency (s)

$[R,P]$	耗时	
	LBP	ILBP
$[1,8]$	17.03	15.86
$[2,8]$	17.12	15.49
$[2,16]$	28.06	26.54
$[3,24]$	40.95	37.98
$[3,32]$	52.84	49.51

由表 3 结果分析,ILBP 算子由于改变了 LBP 的编码方式,降低了编码时的乘法次数,特征提取效率高于其他几类 LBP 算子。采样点数的多少对 LBP 算子特征提取耗时有较大影响,随采样点数增多,算法计算效率降低。为了减少分类器对识别结果的影响,突出检验本文时频表征方法和故障特征提取方法的有效性。选择最简单的非参数模式识别方法—最近邻分类(nearest neighbor classification, NNC)作为内燃机运行工况判别的智能学习机器。从 4 类状态的振动谱图中每一类中随机选出 30 个样本,共 120 个,组成训练样本集,剩余的 120 个样本组成测试样本集,进行分类测试。为降低随机误差,重复以上实验 20 次取平均值,以识别准确率为指标来分析方法的性能。图 11 所示为分别采用 LBP 算子和 ILBP 算子对生成的 RD 和 VMD-RD 内燃机振动谱图像进行特征提取和分类的识别准确率结果,为横向比较,选取不同的半径 R 和域内点数 P , 曲线图上方标尺标识的分别为 VMD-RD + ILBP、VMD-RD + LBP、RD + ILBP 和 RD + LBP 4 种方法。

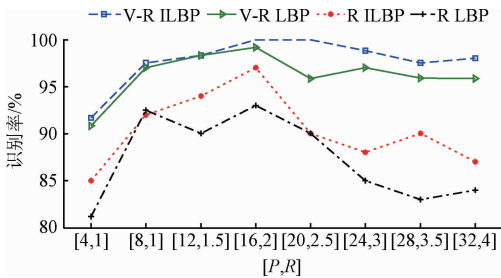


图 11 NNC 识别率结果

Fig. 11 NNC recognition rate results

图 11 中可以看到,无论是用 ILBP 算子还是 LBP 算子,VMD-RD 时频图像对应的识别率均高于 RD 图像;对同种图像进行特征提取,ILBP 算子的效果普遍要好于 LBP 算子,证明 VMD-RD 图像对于内燃机振动信号中的故障信息刻画效果更好,而 ILBP 在时频图像纹理特征提取效果方面要优于 LBP。进一步分析,选取不同的算子

圆域半径和域内点数,特征提取的效果存在较大的差异。半径均为 1 时,8 点数算子比 4 点数算子特征提取效果更好,说明采样点越密集,对于图像的局部纹理刻画越清晰;但是保持半径与点数的比例不变,即保证采样点密度相同的条件下,从 $[P,R] = [8,1]$ 到 $[P,R] = [32,4]$,对于 4 种方法的识别率整体呈现出了先增后降的走势,说明参数与原图像中纹理分布越匹配,特征提取效果才越好,所以在实际应用中应根据应用对象的不同合理选择参数 $[P,R]$,达到最好的特征提取效果。整体来看,本文所提出的故障诊断方法在图 11 中最高识别率达到了 100%,效果明显好于其他方法。

表 4 所示为参考文献[2,4-6]方法与本文方法最高识别正确率的对比,采用相同的实验振动信号数据,训练集和测试集的数据相同。结果说明了本文方法在内燃机气门间隙故障实际诊断中是有效的。

表 4 四种工况参数优选结果

Table 4 Parameter optimization results of four states

方法	最高识别率/%
文献[2]	98.3
文献[4]	99.17
文献[5]	95
文献[6]	98.57
本文方法	100

4 结 论

引入功率谱熵的概念,提出了参数优化的 VMD 方法,对 VMD 分解过程中的分量个数 K 及惩罚函数 α 给出了网格参数寻优策略,有效增强了 VMD 分解的自适应性。

VMD 与 Rihaczek 分布的相结合的充分发挥了 VMD 方法与 Rihaczek 分布在时-频联合分布的交叉项抑制方面的优势,能够有效解决振动信号二次型时频分布中存在的交叉干扰项问题,并具有较高的时频分辨率。用 VMD-RD 方法对内燃机不同气门间隙状态信号进行分析,时频分布中的特征信息更加明显,时频分量物理意义也更明确。

ILBP 算子改变了传统 LBP 算法的编码规则,兼顾到了图像中的局部纹理信息和整体空间分布关系。使用 ILBP 算子提取内燃机振动谱图像的灰度统计特征参数,算法计算效率和故障识别准确率较 LBP 算法都有所提高。实验验证了本文所提出的基于 VMD 框架 Rihaczek 谱图纹理分析的内燃机故障诊断方法适用于内燃机气门故障的准确诊断。

参考文献

- [1] 郑旭, 郝志勇, 金阳, 等. 自适应广义 S 变换在内燃机气缸盖振动特性研究中的应用[J]. 振动与冲击, 2011, 30(1): 167-170.
ZHANG X, HAO ZH Y, JIN Y, et al. Application of adaptive S-transformation in vibration characteristics analysis of an IC engine cylinder head [J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(1): 167-170.
- [2] WANG C D, ZHANG Y Y, ZHONG Z Y. Fault diagnosis for diesel valve trains based on time-frequency images [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(8): 1981-1993.
- [3] 刘昱, 张俊红, 毕凤荣, 等. 基于 Wigner 分布和分形维数的柴油机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(2): 240-245.
LIU Y, ZHANG J H, BI F R, et al. Study on fault diagnosis of diesel valve trains based on Wigner distribution and fractal dimension [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(2): 240-245.
- [4] 蔡艳平, 李艾华, 王涛, 等. 基于时频谱图与图像分割的柴油机故障诊断[J]. 内燃机学报, 2011, 29(2): 181-186.
CAI Y P, LI AI H, WANG T, et al. Diesel engine fault diagnosis based on time-frequency spectrum image and image segmentation [J]. Transactions of CSICE, 2011, 29(2): 181-186.
- [5] 牟伟杰, 石林锁, 蔡艳平, 等. 基于 EMD-WVD 与 LNMF 的内燃机故障诊断[J]. 振动测试与诊断, 2016, 35(23): 191-196, 202.
MU W J, SHI L S, CAI Y P, et al. Engine fault diagnosis method based EMD-WVD and LNMF [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 35(23): 191-196, 202.
- [6] 蔡艳平, 李艾华, 石林锁, 等. 基于 EMD-WVD 振动时频图像 SVM 识别的内燃机故障诊断[J]. 内燃机工程, 2012, 33(2): 72-78.
CAI Y P, LI AI H, SHI L S, et al. Engine fault diagnosis method based on EMD-WVD vibration spectrum time-frequency image recognition by SVM [J]. Chinese Internal Combustion Engine Engineering, 2012, 33(2): 72-78.
- [7] FENG Z P, LIANG M, CHU F L. Recent advances in time-frequency analysis methods for machinery fault diagnosis: A review with application examples [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 38(1): 165-205.
- [8] KONSTANTIN D, DOMINIQUE Z. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [9] AREZOU C, MEHRAN E. Face detection using fusion of LBP and AdaBoost [J]. Journal of Soft Computing and Applications, 2016(1): 1-10.
- [10] MACHKOUR M, AFDEL K, OUAHI H. Image retrieval based on LBP pyramidal multiresolution using reversible watermarking [J]. Computer Science, 2015(6): 1888-1893.
- [11] MOYA C, HACCTOR A M. Relation between the glauher-sudarshan and Kirkwood-Rihaczek distribution functions [J]. Journal of Modern Optics, 2013, 60(9): 726-730.
- [12] LIU W, CAO S Y, WANG Z M, et al. Spectral decomposition for hydrocarbon detection based on VMD and Teager-Kaiser energy [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(4): 539-543.
- [13] WU S S, HU G B, GU B, et al. Variational mode decomposition (VMD) based method of leakage locating in water delivery lines [J]. Sensor Letters, 2016, 14(8): 846-851.
- [14] BEN-NAIM A. Entropy, Shannon's measure of information and Boltzmann's H-Theorem [J]. Entropy, 2017, 19(2): 1-18.
- [15] 傅春, 谭超, 董峰. 基于多频带谱熵的水平气液两相流结构复杂性分析[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5): 1138-1146.
FU CH, TAN CH, DONG F. Structural complexity analysis based on the multiband spectral entropy in horizontal gas-liquid two-phase flow [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(5): 1138-1146.
- [16] 周绍磊, 廖剑, 史贤俊. RBF-SVM 的核参数选择方法及其在故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(3): 240-246.
ZHOU SH L, LIAO J, SHI X J. Kernel parameter selection of RBM-SVM and its application in fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2014, 28(3): 240-246.
- [17] 杨文文, 毛建旭, 陈姜嘉旭. 基于分块 LBP 和分块 PCA 的指静脉识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(7): 1000-1007.
YANG W W, MAO J X, CHENJIANG J X. Finger vein

- recognition based on block LBP and block PCA [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2016, 30(7): 1000-1007.
- [18] JESSICA S C, LYNNE R W, UNHEE L, et al. Reliability of plasma lipopolysaccharide-binding protein (LBP) from repeated measures in healthy adults [J]. Cancer Causes & Control, 2016, 27(9): 1163-1166.
- [19] OJALA T, PIETIKÄINEN M, MÄENP T. Multiresolution gray scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [20] 史静, 朱虹, 邢楠, 等. 一种多尺度时频纹理特征融合的场景分类算法 [J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2333-2339.
- SHI J, ZHU H, XING N, et al. Multi-scale time-frequency texture feature fusion algorithm for scene classification [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2333-2339.

作者简介



岳应娟, 1994 年于西北农林科技大学获得学士学位, 2000 年于西安电子科技大学获得硕士学位, 现为火箭军工程大学教授, 主要研究方向为压力容器安全检测与机电设备故障诊断。

E-mail: yingjuanyue@163.com

Yue Yingjuan received her B. Sc. degree from North West Agriculture and Forestry University in 1994, received her M. Sc. degree from Xidian University in 2000. Now she is a professor in Rocket Force Engineering University. Her main research interests include safety inspection of pressure vessel and fault diagnosis of electromechanical equipment.