

基于时频图像极坐标增强的柴油机故障诊断*

沈虹, 曾锐利, 杨万成, 周斌, 马维平, 张玲玲

(陆军军事交通学院投送装备保障系 天津, 300161)

摘要 针对柴油机不同部位的机械故障特征容易混淆且呈现非平稳循环特征的特点, 提出了一种基于时频图像极坐标增强的柴油机故障诊断方法。将振动信号 Gabor 变换的时频特征通过等角度采样映射为极坐标图上某一区域的显著增强的特征, 实现了周期瞬态特征的增强。提取不同技术状态振动信号 6 个工作循环内的极坐标图上区域能量特征作为故障特征参数, 输入支持向量机进行分类训练和模式识别。试验结果表明, 针对柴油机的 5 种典型故障, 该方法能显著增强故障特征, 有效提取故障特征信息, 准确识别出不同类型的磨损故障。

关键词 极坐标; 特征增强; 时频图像; 特征提取

中图分类号 TH165.3

引言

柴油发动机结构复杂, 运转时工作环境恶劣, 容易发生故障。柴油机不同部件故障具有不同的故障特征, 各种特征信号存在耦合与调制现象, 且信号特征微弱, 容易被发动机复杂的其他分量和强噪声淹没, 从而难以区分故障类型、准确诊断故障部位^[1]。为了有效诊断柴油机故障, 大量研究都集中在抑制噪声和干扰^[2-9]。一些学者为了有效提取复杂信号的故障特征, 从特征增强的角度进行了研究。文献[10-11]对于齿轮和轴承信号应用小波变换获得时频图像, 实现了周期瞬态特征的增强, 但该方法处理对象是周期特征明显的齿轮、轴承信号, 不太适合周期循环变化的柴油机信号。傅里叶变换仅适用于分析和处理平稳信号, 魏格纳维尔分布能够用来分析非平稳信号, 但其存在交叉项干扰的问题, 容易造成时频特征模糊不清。Gabor 变换可以克服 Fourier 变换不具有局部化分析能力的问题, 达到时频局部化的目的。对于具有周期循环变化特点的柴油机振动信号, 如果将 Gabor 时频分布上的循环周期性瞬态特征映射在极坐标上的同一或相邻位置, 特征将得到增强。

笔者提出了一种基于时频图像极坐标增强的柴油机故障诊断方法, 从特征增强的角度提取柴油机故障特征。首先, 介绍时频图像极坐标增强原理, 通

过仿真信号验证算法的有效性; 其次, 以潍柴 WD615 型柴油机 5 种机械磨损故障为实例, 通过时频图像极坐标增强方法, 展示发动机 5 种故障状态差别; 最后, 提取正常和 5 种故障状态下的极坐标图像上的区域能量作为特征参数, 通过支持向量机进行训练分类和模式识别, 有效识别出柴油发动机的 6 种技术状态, 取得了良好的效果。

1 Gabor 时频分布与极坐标增强表示

1.1 Gabor 时频分布

经典 Fourier 变换只能反映信号的整体特性, 而 Gabor 变换可以达到时频局部化的目的。Gabor 变换定义为

$$C_{m,n} = \langle x(t), g_{m,n}(t) \rangle = \int x(t) g^*(t - na) e^{-j2\pi mbt} dt \quad (1)$$

其中: 核函数 $g_{m,n}(t) = g(t - na) e^{j2\pi mbt}$, 由 $g(t)$ 做移位和调制得到; a 为单位时间长度; b 为单位频率长度; $C_{m,n}$ 为 Gabor 变换系数, 反映了信号通过 Gabor 变换后的时频分布。

笔者选取核函数为高斯函数 $g(t) = (\sqrt{2}/T)^2 e^{-\pi(t/T)^2}$, 由于高斯函数的 Fourier 变换仍为高斯函数, 这使得 Fourier 逆变换体现了频域的局部化, 既能在整体上提供信号的全部信息, 又能提供在任

* 总装备部预研资助项目(40407030302); 河北省自然科学基金资助项目(2013202256)
收稿日期: 2016-05-10; 修回日期: 2016-10-10

一局部时间内信号变化剧烈程度的信息。

1.2 Gabor 时频分布的极坐标增强表示

如果信号中存在周期性的瞬态特征,则 Gabor 时频分布将这些瞬态特征在时频平面上表现为:等时间轴间隔内的区域会出现相似的能量分布,为了直观清晰地表现振动信号的周期性瞬态冲击特性,增强信号特征,将直角坐标系下的时频分布映射到极坐标系下,得到极坐标角度-频率分布图。设 $C_x(m, n)$ 为信号时频平面的 Gabor 变换系数,给定周期 T ,令

$$C_x^{kT}(r, \theta) = \left| C_x\left(m, \frac{T}{2\pi}\theta + kT\right) \right| \quad (2)$$

其中: $\theta \in [0, 2\pi]$ 。

按照式(2)将时频分布由直角坐标系映射到极坐标系, $C_x^{kT}(r, \theta)$ 为 k 个周期的时频分布,极角 θ 与周期 T 相对应,极径 r 与频率 f 相对应。

由于柴油机振动信号并不是严格的周期信号,存在循环波动性,各个周期长度不完全一致,因此坐标映射公式修改为

$$C_x^{T_i}(r, \theta) = \left| C_x\left(m, \frac{T_i}{2\pi}\theta\right) \right| \quad (3)$$

其中: T_i 为信号不同的周期; $C_x^{T_i}(r, \theta)$ 为第 i 个周期的角度-频率分布。

显然,如果信号 $x(t)$ 中存在周期 T_i 的成分,其 Gabor 变换系数 $C_x(m, n)$ 也存在周期为 T_i 的成分。将 Gabor 变换系数 $C_x(m, n)$ 按照式(3)进行转换,则信号 $x(t)$ 中周期为 T_i 的时频分布映射为极坐标上同一位置或相邻的点,且该处系数等于各个周期系数绝对值之和,从而信号周期性特征在极坐标系上得到增强。需要说明的是,极角 360° 对应发动机的一个工作循环转角,即 720° 曲轴转角。

2 仿真分析

为了验证算法的有效性,构造由周期性冲击信号和白噪声构成的仿真信号 $x(t)$,表达式为

$$x(t) = x_0 \exp(-2\pi f_n \xi t) \sin 2\pi f_n \sqrt{1 - \xi^2} t + n(t) \quad (4)$$

其中:载波频率 $f_n = 3$ kHz;位移常数 $x_0 = 5$;阻尼系数 $\xi = 0.1$;冲击故障发生的周期 $T = 0.02$ s;采样频率 $f_s = 20$ kHz;采样点数 $N = 4096$; t 为采样时刻; $n(t)$ 为功率为 1 的白噪声。

仿真信号的时域波形如图 1 所示。对信号进行 Gabor 变换,时频分布如图 2 所示。由于噪声影响,

时域波形图中冲击成分难以辨识,经过 Gabor 变换,能量较大的周期性冲击特征能够从时频分布图中初步识别出来。

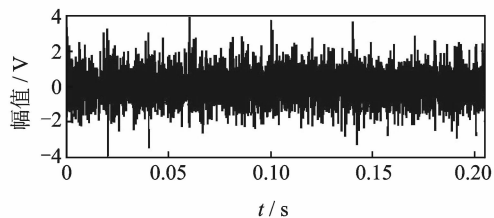


图 1 仿真信号时域波形

Fig. 1 Time domain waveform of simulation signal

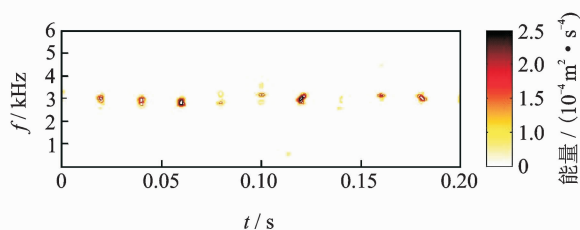


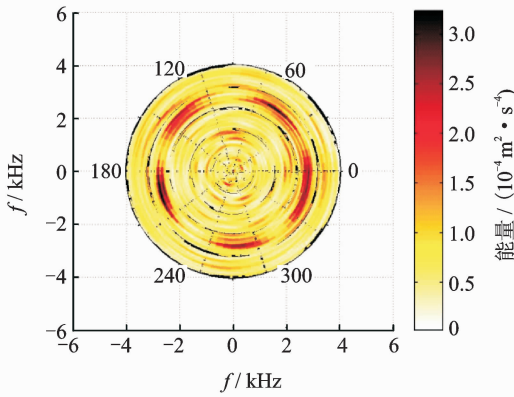
图 2 仿真信号 Gabor 时频分布

Fig. 2 Gabor time-frequency distribution of simulation signal

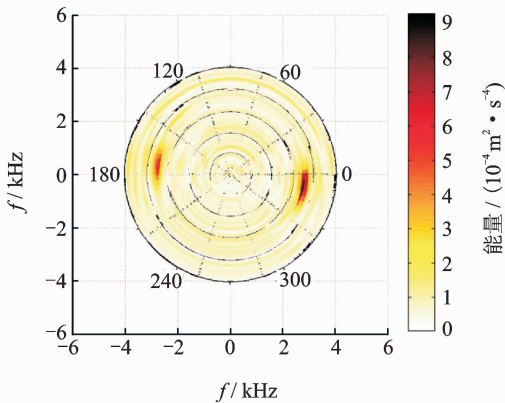
将信号的 Gabor 时频分布按等时周期向极坐标进行映射增强,根据时频分布选取多个周期,分别按照 0.05, 0.04 和 0.02 s 作为等时周期进行映射,结果如图 3 所示。将信号按照 0.05 s 作为周期映射时,信号的能量散射到整个极坐标平面,无法进行准确分析和特征提取。将信号按照 0.04 s 和 0.02 s 作为周期向极坐标进行映射时,信号不同周期的瞬态冲击成分明显得到增强,噪声平均分布在整个单位圆上。将信号按照 0.02 s 作为周期映射时,信号的瞬态特征增强最明显,图 3(c) 可以清晰直观地看到信号 3 kHz 频率成分。通过仿真信号分析对比,可以看出该算法对非平稳信号增强效果良好。

3 基于时频图像极坐标增强的故障诊断方法

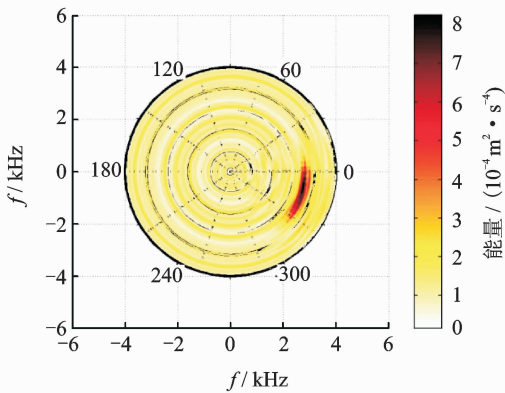
为了有效分析发动机缸体振动信号、增强故障特征,实现不同故障状态时信号故障特征提取和诊断,笔者研究了基于时频图像极坐标增强的柴油机故障诊断方法。通过时频图像极坐标增强表示,可以直观清晰地表现振动信号的周期性瞬态冲击特性,削弱非周期分量和随机噪声干扰,突出弱信号特征,从非稳态振动信号中深度挖掘不同故障状态的



(a) 按周期0.05 s映射
(a) Map on the cycle length of 0.05 s



(b) 按周期0.04 s映射
(b) Map on the cycle length of 0.04 s



(c) 按周期0.02 s映射
(c) Map on the cycle length of 0.02 s

图 3 仿真信号时频图像极坐标增强

Fig. 3 Polar coordinate enhancement of simulation signal time-frequency diagram

特征参数,将特征参数输入小样本识别能力较强的支持向量机进行模式识别,实现故障诊断,具体实现步骤如下。

1) 根据 1 缸上止点信号,按发动机的工作周期

对采集来的振动信号进行分段处理,分别截取其 6 个工作循环信号 $x_i(t), i=1,2,\dots,6$ 。

2) 由于发动机的循环波动性,每个工作循环的信号长度并不相同,对不同工作循环信号分别按其最接近的 2 的整次幂长度进行线性插值处理,获得满足 Gabor 变换要求的信号 $x'_i(t), i=1,2,\dots,6$ 。

3) 根据式(1)对信号 $x'_i(t)$ 进行 Gabor 变换,选取核函数为高斯函数 $g(t) = (\sqrt{2}/T)^2 e^{-\pi(t/T)^2}$,得到时频分布系数 $C_i(m,n), i=1,2,\dots,6$ 。

4) 时频分布系数 $C_i(m,n)$ 为存在周期成分的二维矩阵,按照周期 $T_i, i=1,2,\dots,6$ 将 $C_i(m,n)$ 按式(3)进行坐标转换,得到极坐标角频分布 $C_i^T(r,\theta), i=1,2,\dots,6$ 。

5) 对极坐标角频分布图进行扇区划分,提取正常和不同故障状态下、不同扇区的扇面累加能量作为特征参数。

6) 将特征参数输入支持向量机(support vector machine,简称 SVM)进行分类训练。

4 基于时频图像极坐标增强的柴油机故障诊断实例

4.1 试验设置与振动信号采集

笔者以潍柴 WD615 型 6 缸柴油发动机作为试验对象,选取第 2 缸分别设置 5 种常见故障:连杆轴承故障、进气门故障、活塞故障、活塞销故障和活塞活塞销并发故障。试验时尽量不改变其他条件,人为设置不同配合副的配合间隙,每次更换一种故障部件,模拟不同部件的磨损工况,正常和故障的配合间隙参数如表 1 所示。

表 1 柴油机试验参数设置
Tab. 1 Test parameters of engine

故障名称	磨损位置	配合间隙/mm	
		正常	故障
连杆轴承故障	连杆轴承与轴颈	0.06~0.127	0.25±0.02
进气门故障	进气门与气门座	0.30~0.40	0.60±0.05
活塞故障	活塞与缸壁	0.08~0.15	0.25±0.02
活塞销故障	活塞销与活塞座孔	0.003~0.014	0.04±0.01
活塞活塞销并发故障	活塞与缸壁	0.08~0.15	0.25±0.02
	活塞销与活塞座孔	0.003~0.014	0.04±0.01

采样频率为 20 kHz,采样点数为 40 000 个,采样时保持柴油机转速稳定在 1 000 r/min。为了模拟实际工况,减小温度和机油压力对故障的影响,每次采集信号前首先预热,保证每次试验时缸体温度

在 $75 \pm 5^\circ\text{C}$ ，机油压力在 $0.25 \pm 0.02 \text{ MPa}$ 范围内，采集不同故障时缸体上部右侧正对第2缸中部的振动信号，同步采集1缸上止点信号。

4.2 基于极坐标增强的柴油机故障特征提取

图4为正常和不同故障状态下采集的振动信号及其功率谱图，振动信号长度取6个工作循环，约13000点。可以看出，不同的故障情况时域信号虽

然有所区别，但是没有明显的规律性，难以定量衡量。在功率谱图中，连杆轴承故障与正常状态分布相似，能量略高于正常状态，气门故障功率谱分布较分散，高频部分也有一定频率成分，其他技术状态信号频率成分大都集中在6 kHz以内，没有明显规律且重复性差。并发故障信号功率谱能量略高于其他技术状态，但从能量和峰值难以区分不同故障状态，因此不易提取出反映故障状态的特征。

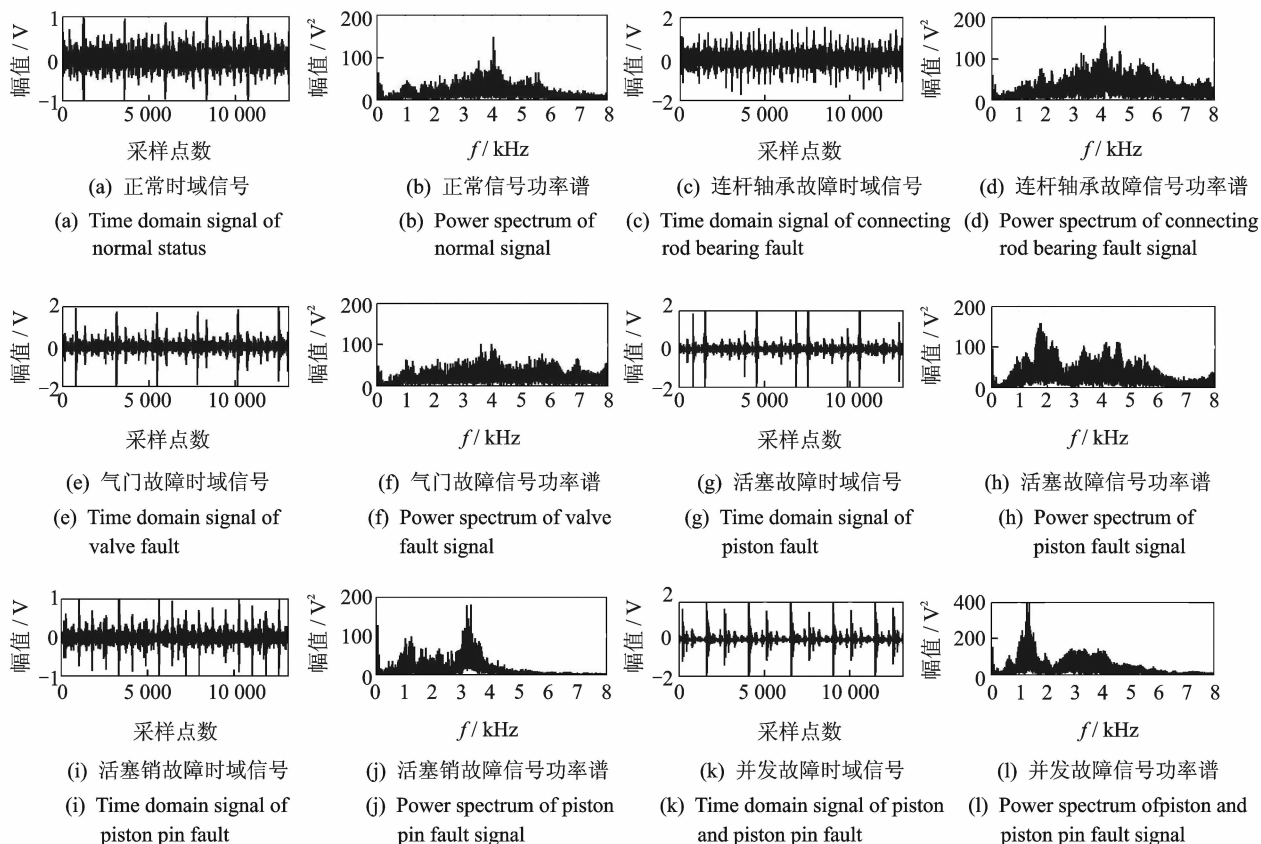


图4 正常和故障状态振动信号及其功率谱

Fig. 4 Vibration signal and power spectrum of normal and fault status

根据1缸上止点信号截取振动信号的6个工作循环进行Gabor变换，以正常状态和活塞故障状态为例，直角坐标系下时频分布图如图5所示。可以看出，时频分布存在循环波动，不同工作循环内的信号存在相近的时间周期(0.11 s左右)和相似的频率成分，各工作循环内的区域上存在相似的能量分布。正常状态下时频分布相对均匀，存在一定周期的冲击成分。活塞故障状态下冲击能量增大，周期特征明显增强。总体来说，信号时频分布的周期性特征在直角坐标系下表现的不直观。

图6为正常和5种不同故障状态特征信息经过极坐标增强的角频分布图像。可以看出，不同故障状态下的极坐标增强图像从分布和幅值上都有所差

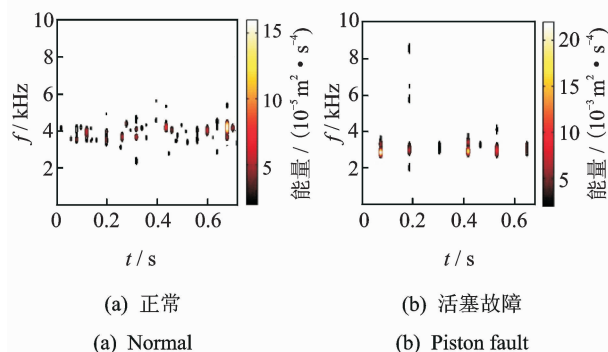


图5 直角坐标系下信号时频分布图

Fig. 5 Time-frequency distribution of signal in rectangle coordinate

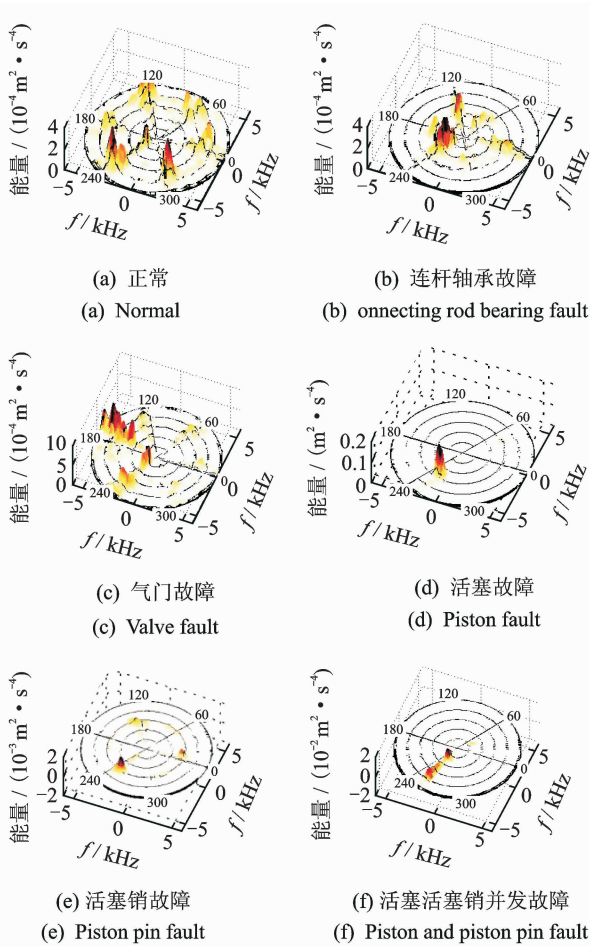


图 6 不同故障特征的极坐标增强图像

Fig. 6 Polar coordinate enhancement diagram of different fault feature

异。正常状态时,极坐标平面的能量分布较为均匀,冲击间隔近似均等。与正常状态相比,故障状态下能量呈现聚集状态。连杆轴承故障时,能量分布向低频部分聚集,极角 240°左右的能量较其他角度明显突出。按照发动机 1-5-3-6-2-4 的做功顺序,对应的是第 2 缸做功时刻的能量,这正好与第 2 缸存在故障相吻合。气门故障状态时,极角 150°~180°,240°~270°范围的能量增加明显,对应的是第 3 缸和第 2 缸做功时刻进气行程阶段的能量,反映出第 2 缸存在故障,活塞故障、活塞销故障和活塞活活塞销并发故障均造成了 240°~270°范围的能量急剧增大,对应第 2 缸做功时刻,但增幅程度不同且对应频率范围有所区别,活塞故障能量增幅最大,并发故障频率分布范围最宽,在 1.5 kHz ~5 kHz 范围内。

与直角坐标系的时频分布图相比,图 6 中极坐标增强图像清晰直观地表现出第 2 缸瞬态冲击能量随着故障状态而变化的趋势。将极坐标平面均分为 0°~30°,31°~60°,61°~90°,91°~120°,⋯,331°~360°的 12 个扇面,将扇面能量进行累加作为特征参数,共得到 12 个特征参数 $C_1 \sim C_{12}$ 。分别计算发动机 6 种技术状态下的基于时频图像极坐标增强的特征参数如表 2 所示, $X_1 \sim X_6$ 分别为 6 种技术状态下的振动信号。

表 2 提取出的不同故障状态下的图像特征参数

Tab. 2 Extracted image feature parameters of different fault status

振动信号	特征参数												状态
	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9	C_{10}	C_{11}	C_{12}	
X_1	0.388 0	0.019 7	0.052 7	0.020 1	0.112 2	0.028 4	0.047 0	0.020 9	0.127 7	0.024 0	0.029 0	0.032 5	正常
X_2	0.063 7	0.015 0	0.069 7	0.022 5	0.110 6	0.018 2	0.052 2	0.026 8	0.107 8	0.021 4	0.036 6	0.074 8	连杆轴承故障
X_3	0.127 5	0.044 6	0.188 3	0.039 2	0.162 8	0.388 6	0.895 4	0.089 4	0.284 2	0.176 7	0.069 0	0.115 4	进气门故障
X_4	0.167 2	4.564 2	0.746 6	0.309 2	0.258 8	0.057 0	0.052 9	0.031 9	32.230 7	6.844 5	0.121 6	0.100 1	活塞故障
X_5	0.105 0	0.020 9	0.067 6	0.029 0	0.240 8	0.042 9	0.038 7	0.033 7	0.335 5	0.070 0	0.047 4	0.068 8	活塞销故障
X_6	0.063 3	0.545 7	0.299 1	0.109 9	0.085 0	0.128 1	0.029 8	0.043 1	0.027 6	4.745 4	0.248 6	0.062 7	活塞活活塞销并发故障

4.3 基于极坐标增强的柴油机故障诊断

采集每种技术状态下 30 组信号,共 180 组,其中,每种技术状态随机抽取 25 组数据作为训练样本,共 150 组,其余 5 组数据作为测试样本,共 30 组。对 150 组训练样本数据用上述方法进行特征提取,将提取出来的特征向量作为标准特

征样本输入到 SVM 多故障分类器中进行训练, SVM 采用径向基核函数(radial basis function,简称 RBF),应用交叉验证法确定最佳训练参数值,惩罚因子 c 为 0.870 55, RBF 和函数中的方差 g 为 0.5。将 30 组测试样本计算出特征向量,输入已经训练好的 SVM 中进行故障的模式识别,诊断结果如表 3 所示。

表3 诊断结果
Tab.3 Diagnosis result

振动信号	特征参数												实际状态	诊断结果
	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9	C_{10}	C_{11}	C_{12}		
X_1	0.388 0	0.019 7	0.052 7	0.020 1	0.112 2	0.028 4	0.047 0	0.020 9	0.127 7	0.024 0	0.029 0	0.032 5	正常	正常
X_2	0.417 6	0.019 2	0.048 5	0.023 6	0.105 5	0.035 4	0.040 6	0.020 0	0.111 3	0.020 2	0.030 3	0.023 3	正常	正常
X_3	0.378 1	0.019 8	0.061 1	0.019 8	0.119 0	0.030 0	0.047 3	0.022 6	0.132 2	0.020 8	0.030 0	0.032 1	正常	正常
X_4	0.389 6	0.022 3	0.062 7	0.025 0	0.115 8	0.032 5	0.053 5	0.018 8	0.118 2	0.020 3	0.034 6	0.029 1	正常	正常
X_5	0.439 4	0.021 4	0.059 7	0.022 2	0.103 3	0.030 6	0.045 5	0.023 7	0.167 4	0.023 3	0.034 0	0.031 7	正常	正常
X_6	0.072 7	0.014 9	0.049 7	0.021 9	0.106 5	0.016 4	0.052 5	0.019 1	0.111 4	0.021 6	0.035 6	0.053 3	连杆轴承故障	连杆轴承故障
X_7	0.063 7	0.015 0	0.069 7	0.022 5	0.110 6	0.018 2	0.052 2	0.026 8	0.107 8	0.021 4	0.036 6	0.074 8	连杆轴承故障	连杆轴承故障
X_8	0.070 5	0.016 4	0.068 2	0.018 8	0.119 4	0.024 2	0.059 2	0.036 1	0.128 4	0.031 5	0.029 8	0.103 4	连杆轴承故障	连杆轴承故障
X_9	0.059 9	0.020 1	0.054 9	0.021 9	0.107 1	0.025 8	0.046 0	0.088 6	0.087 2	0.034 1	0.029 1	0.104 1	连杆轴承故障	连杆轴承故障
X_{10}	0.046 3	0.011 7	0.061 4	0.019 2	0.099 5	0.015 6	0.037 9	0.017 7	0.100 7	0.019 5	0.035 2	0.026 0	连杆轴承故障	连杆轴承故障
X_{11}	0.117 8	0.040 0	0.214 7	0.036 0	0.152 3	0.342 0	0.680 3	0.073 8	0.286 2	0.139 9	0.072 5	0.099 8	进气门故障	进气门故障
X_{12}	0.116 9	0.039 3	0.224 8	0.040 5	0.139 9	0.365 3	0.753 3	0.073 2	0.315 6	0.201 1	0.065 0	0.109 6	进气门故障	进气门故障
X_{13}	0.116 9	0.047 4	0.221 8	0.046 1	0.155 4	0.465 9	0.544 6	0.084 4	0.344 4	0.135 5	0.079 2	0.103 6	进气门故障	进气门故障
X_{14}	0.127 5	0.044 6	0.188 3	0.039 2	0.162 8	0.388 6	0.895 4	0.089 4	0.284 2	0.176 7	0.069 0	0.115 4	进气门故障	进气门故障
X_{15}	0.129 0	0.047 5	0.258 5	0.044 6	0.166 5	0.625 4	0.466 9	0.066 8	0.459 2	0.095 9	0.083 3	0.083 0	进气门故障	进气门故障
X_{16}	0.130 1	4.625 6	0.453 1	0.532 6	0.321 3	0.091 3	0.060 7	0.048 4	10.940 335.559 9	0.100 5	0.099 5		活塞故障	活塞故障
X_{17}	0.143 4	3.791 9	0.441 9	0.427 4	0.220 2	0.058 0	0.057 1	0.043 6	21.374 827.402 9	0.100 3	0.108 2		活塞故障	活塞故障
X_{18}	0.167 2	4.564 2	0.746 6	0.309 2	0.258 8	0.057 0	0.052 9	0.031 9	32.230 7 6.844 5	0.121 6	0.100 1		活塞故障	活塞故障
X_{19}	0.127 8	4.561 2	0.598 5	0.285 0	0.281 2	0.055 3	0.060 9	0.032 8	27.984 110.300 5	0.134 1	0.095 8		活塞故障	活塞故障
X_{20}	0.151 0	4.369 3	0.803 6	0.176 0	0.326 5	0.051 4	0.059 6	0.023 5	39.504 9 1.198 2	0.100 4	0.091 3		活塞故障	活塞故障
X_{21}	0.157 5	0.020 9	0.061 8	0.019 0	0.265 9	0.036 3	0.038 3	0.026 8	0.353 6	0.036 0	0.067 4	0.048 0	活塞销故障	活塞销故障
X_{22}	0.194 7	0.021 7	0.082 3	0.028 0	0.237 3	0.048 0	0.038 9	0.030 1	0.323 4	0.046 8	0.057 5	0.056 2	活塞销故障	活塞销故障
X_{23}	0.141 5	0.040 1	0.089 7	0.062 6	0.234 3	0.042 4	0.056 3	0.026 7	0.266 5	0.035 1	0.102 3	0.034 5	活塞销故障	活塞销故障
X_{24}	0.129 0	0.020 0	0.073 5	0.023 7	0.209 6	0.039 1	0.035 7	0.032 7	0.385 0	0.032 9	0.061 2	0.045 0	活塞销故障	活塞销故障
X_{25}	0.105 0	0.020 9	0.067 6	0.029 0	0.240 8	0.042 9	0.038 7	0.033 7	0.335 5	0.070 0	0.047 4	0.068 8	活塞销故障	活塞销故障
X_{26}	0.091 3	0.455 9	0.213 9	0.110 4	0.047 4	0.084 4	0.010 9	0.028 1	0.006 9	5.242 2	0.308 0	0.057 2	活塞活塞销并发故障	活塞活塞销并发故障
X_{27}	0.083 8	0.408 9	0.188 0	0.119 9	0.076 7	0.087 9	0.009 6	0.025 8	0.010 0	5.225 4	0.190 6	0.051 7	活塞活塞销并发故障	活塞活塞销并发故障
X_{28}	0.056 1	0.416 7	0.182 9	0.136 0	0.076 3	0.099 5	0.009 7	0.020 8	0.008 7	5.523 3	0.267 8	0.041 3	活塞活塞销并发故障	活塞活塞销并发故障
X_{29}	0.050 6	0.460 0	0.231 2	0.095 2	0.076 3	0.074 3	0.010 1	0.025 2	0.008 6	6.257 2	0.246 7	0.045 9	活塞活塞销并发故障	活塞活塞销并发故障
X_{30}	0.063 3	0.545 7	0.299 1	0.109 9	0.085 0	0.128 1	0.029 8	0.043 1	0.027 6	4.745 4	0.248 6	0.062 7	活塞活塞销并发故障	活塞活塞销并发故障

根据表3可知,基于时频图像极坐标增强的特征提取方法能有效识别出发动机的6种技术状态,准确定位出故障部位,检验结果充分说明了该方法的有效性。

5 结 论

1) 基于时频图像极坐标增强的柴油机故障诊

断方法可以针对发动机振动信号的非平稳循环特征,将信号的周期瞬态特征映射到极坐标平面上,削弱非周期分量和随机干扰,增强故障特征,从而为发动机故障诊断提供了有效手段。

2) 针对发动机的5种常见故障,极坐标增强图像上的能量分布可以反映故障状态,通过累加不同角度区间的扇面能量,有效提取出发动机振动信号的故障特征,建立了6种状态的标准特征样本。诊断实例表明,该方法能有效诊断发动机的5种常见故障,为发动机多故障准确诊断探索了一种新方法。

参 考 文 献

- [1] 屈梁生,张西宁,沈玉娣. 机械故障诊断理论与方法[M]. 西安:西安交通大学出版社,2009:40-41.
- [2] 李正守,郭立新,朴慧日,等. 活塞气缸拍击特性及其磨损间隙变化关系[J]. 振动、测试与诊断,2014,34(5):838-843.
- Li Zhengshou, Guo Lixin, Piao Hui, et al. Piston slap characteristics and clearance variation of piston and cylinder[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(5):838-843. (in Chinese)
- [3] 沈虹,赵红东,梅检民,等. 基于角域四阶累积量切片谱的柴油机连杆轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击,2014,33(11):90-94.
- Shen Hong, Zhao Hongdong, Mei Jianmin, et al. Feature extraction of connecting rod bearing fault of diesel engine based on angle area fourth-order cumulant slice spectrum [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(11): 90-94. (in Chinese)
- [4] 李智,陈祥初,刘政波. 基于图像与神经网络的柴油机气门故障诊断方法研究[J]. 内燃机学报,2001,19(3):241-244.
- Li Zhi, Chen Xiangchu, Liu Zhengbo. Study of diagnosis methods for Diesel's valve tain faults based on picture-processing and neural network [J]. Transactions of Csice, 2001, 19(3):241-244. (in Chinese)
- [5] 孙云岭,朴甲哲,张永祥. 基于瞬时转速和双谱的内燃机故障诊断研究[J]. 内燃机学报,2004,22(3):241-244.
- Sun Yunling, Piao Jiazhe, Zhang Yongxiang. Research on fault diagnosis for internal combustion engines using transient rotate speed and bispectrum[J]. Transactions of Csice, 2004, 22(3): 241-244. (in Chinese)
- [6] Climente-Alarco V, Antonino-Daviu J A, Riera-Guasp M, et al. Application of the Wigner-Ville distribution for the detection of rotor asymmetries and eccentricity through high-order harmonics[J]. Electric Power Systems Research, 2012, 91: 28-36.
- [7] 蔡奇志,黄宜坚. 自回归三谱切片研究[J]. 仪器仪表学报,2009,30(2):345-350.
- Cai Qizhi, Huang Yijian. Study on autoregressive trispectrum slices[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(2): 345-350. (in Chinese)
- [8] 肖云魁,曹亚娟. 用循环谱理论分析柴油机曲轴轴承加速振动信号[J]. 振动、测试与诊断,2008,28(2):117-121.
- Xiao Yunkui, Cao Yajuan. Analysis of engine's vibration signals acquired during it's acceleration using the theory of cyclostationary spectrum [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(2): 117-121. (in Chinese)
- [9] 陈非,黄来,韩彦广,等. 基于频域时空特征谱的信息火用故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断,2014,34(5):898-904.
- Chen Fei, Huang Lai, Han Yanguang, et al. Fault diagnosis method of information exergy based on space-time feature spectrum in frequency domain[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(5): 898-904. (in Chinese)
- [10] 朱忠奎,伍小燕,李德峰,等. 周期特征的极坐标同步增强及其在轴承故障检测中的应用[J]. 振动工程学报,2008,21(6):635-638.
- Zhu Zhongkui, Wu Xiaoyan, Li Defeng, et al. Synchronous enhancement of periodic transient feature based on polar diagram for bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2008, 21(6): 635-638. (in Chinese)
- [11] 贾继德,张玲玲,曾锐利,等. 变速箱齿轮磨损故障的极坐标角-频表示与诊断[J]. 农业工程学报,2012,28(22):58-62.
- Jia Jide, Zhang Lingling, Zeng Ruili, et al. Polar diagram angle-frequency representation and diagnosis for gear wear fault of gearbox[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(22):58-62. (in Chinese)



第一作者简介:沈虹,女,1982年8月生,博士、副教授。主要研究方向为信号处理与故障诊断。曾发表《基于角域四阶累积量切片谱的柴油机连杆轴承故障特征提取》(《振动与冲击》2014年第33卷第11期)等论文。

E-mail: heixiaohong@126.com

