

基于同步压缩广义 S 变换的发动机故障诊断*

刘 敏¹, 陈 健¹, 张 岩¹, 陈玉昆¹, 范红波², 张英堂²

(1. 中国人民解放军 96901 部队 北京, 100085)

(2. 陆军工程大学石家庄校区七系 石家庄, 050003)

摘要 为提高发动机故障诊断准确率,提出了基于同步压缩广义 S 变换(synchrosqueezing generalized S-transform, 简称 SSGST)与中心对称局部二值模式(center-symmetric local binary pattern, 简称 CSLBP)的故障诊断方法。首先,针对信号时频分析中的能量泄露、频谱涂抹、频带混叠和时频分辨率较低的问题,基于同步压缩算法与广义 S 变换提出了 SSGST,对缸盖振动信号进行时频分析得到时频聚集性较高的二维时频图;然后,利用 CSLBP 提取缸盖振动信号时频图的纹理谱特征,并将其输入交叉验证寻优的核极限学习机对发动机进行故障诊断。实验结果表明,SSGST 的能量聚集效果好,时频分辨率高,各频带分布较窄且不存在混叠,能够有效分离出非线性混合信号中的各频带分量;时频图的 CSLBP 纹理谱特征维数较低,且具有良好的类内聚集性和类间离散性;利用交叉验证寻优的 KELM 对故障特征进行分类,实现发动机故障诊断,获得了较高的诊断速度和精度。

关键词 发动机;时频分析;故障诊断;同步压缩广义 S 变换;中心对称局部二值模式

中图分类号 TH137; TK41.1

引 言

发动机缸盖振动信号中含有丰富的故障信息,对其进行分析处理是实现发动机故障诊断的有效手段^[1]。时频分析可根据信号的二维时频谱分布情况全面揭示非平稳混合信号中不同频率分量的时变特性,从而准确获取信号中的特征信息。传统的时频分析方法包括短时傅里叶变换、Gabor 变换、连续小波变换(continuous wavelet transform, 简称 CWT)、S 变换(S-transform, 简称 ST)、广义 S 变换(generalized S-transform, 简称 GST)等,在信号时频分析中取得了良好的应用效果^[2-4]。但是由于上述各方法所得时频谱中的各频带的能量分布在中心频率附近的较宽范围内,使得频带能量发散和泄露,导致频谱模糊、频带混叠和时频分辨率较低^[5]。

同步压缩小波变换^[5](synchrosqueezed wave transform, 简称 SSWT)利用同步压缩算法将小波变换后各频带中心频率附近一定区间内的能量压缩聚集到中心频率处,从而提高信号的时频分辨率。SSWT 在信号分解与降噪、故障特征提取中应用效果较好^[6-7]。与小变换相比,S 变换具有更高的自适应性和时频分辨

率,文献[8]提出了同步压缩 S 变换(synchronized S-transform, 简称 SST),一定程度上解决了 SSWT 自适应性差和对高频低振幅信号分辨率低的问题,在地震信号、轴承振动信号的时频分析中应用效果良好^[9-10]。

局部二值模式(local binary pattern, 简称 LBP)和等价局部二值模式(uniform LBP, 简称 ULBP)根据图像邻域中心与邻域像素灰度值的差异进行二进制编码,从而刻画图像的局部纹理特征,在图像识别和分类中得到了广泛应用^[11]。但是 LBP 与 ULBP 的维数过高,存在冗余模式,图像特征表征能力较差。因此文献[12]基于中心对称思想提出了 CSLBP,仅对关于中心像素点对称的邻域像素灰度值进行编码,得到的模式维数较低,且对图像灰度梯度变化响应明显,可更加有效地表征图像的纹理特征。

GST 通过在 ST 中引入窗函数调节参数进一步提高了 ST 的灵活性和分辨率^[3]。因此,基于同步压缩算法和 GST 提出了 SSGST,利用同步压缩算法,将 GST 所得各频带中分散的能量聚集到频带中心,减小频谱宽度,消除频谱涂抹,提高信号的时频聚集性和分辨率;然后,利用 SSGST 获取发动机缸盖振动信号时频图,并利用 CSLBP 提取图像纹理谱特

* 国家自然科学基金资助项目(51305454)

收稿日期:2020-06-13;修回日期:2020-12-17

征,构建类内聚集性和类间离散性好的故障特征向量;最后,利用交叉验证寻优的核极限学习机(kernel extreme learning machine,简称 KELM)对特征参数进行分类,实现发动机故障诊断。

1 同步压缩广义 S 变换理论

一维信号 $x(t)$ 的广义 S 变换定义^[3]为

$$S_x^p(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \omega_f^p(t - \tau) e^{-i2\pi ft} dt \quad (1)$$

其中: t 为时间; f 为频率; τ 为时间轴位移参数。

$\omega_f^p(t)$ 为自适应高斯窗函数,定义为

$$\omega_f^p(t) = \frac{|f|^p}{\sqrt{2\pi}} \exp(-t^2 f^{2p}/2) \quad (2)$$

其中: $p \in (0, 1]$ 为调节参数。

由式(2)可知,GST 的高斯窗函数的标准差与频率 f 成反比,即 $\sigma = 1/|f|^p$ 。因此,GST 的窗宽随着频率的增大而减小,对低频成分和低频成分分别具有较高的频率分辨率和时间分辨率。根据时频聚集性度量准则选取参数 p 的最佳值,可使得 GST 获得最高的时频分辨率^[2]。

令 $g_f(t) = \omega_f^p(t - \tau) e^{i2\pi ft}$, 由于高斯窗函数为实函数,因此其复共轭函数为本身,即 $\overline{\omega_f^p(t - \tau)} = \omega_f^p(t - \tau)$,所以式(1)可表示为

$$S_x^p(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \overline{g_f(t)} dt \quad (3)$$

根据傅里叶变换的 Parseval 定理和 Plancherel 定理,式(3)可表示为

$$S_x^p(\tau, f) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{x}(\xi) \overline{\hat{g}_f(\xi)} d\xi \quad (4)$$

其中: $\hat{x}(\xi)$ 为信号 $x(t)$ 的傅里叶变换; $\hat{g}_f(\xi)$ 为 $g_f(t)$ 的傅里叶变换的复共轭。

函数 $g_f(t)$ 的傅里叶变换为

$$\hat{g}_f(\xi) = \int_{-\infty}^{+\infty} g_f(t) e^{-i\xi t} dt = \int_{-\infty}^{+\infty} \omega_f^p(t - \tau) e^{i2\pi ft} e^{-i\xi t} dt \quad (5)$$

令 $\tau' = t - \tau$,则式(5)可表示为

$$\begin{aligned} \hat{g}_f(\xi) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \omega_f^p(\tau') e^{i2\pi f(\tau + \tau')} e^{-i\xi(\tau + \tau')} d\tau' = \\ &e^{i2\pi f\tau - i\xi\tau} \int_{-\infty}^{+\infty} \omega_f^p(\tau') e^{i2\pi f\tau' - i\xi\tau'} d\tau' = \\ &e^{i2\pi f\tau - i\xi\tau} \cdot \hat{\omega}_f^p(2\pi f - \xi) \end{aligned} \quad (6)$$

将式(6)代入式(4),可得

$$\begin{aligned} S_x^p(\tau, f) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{x}(\xi) \overline{e^{i2\pi f\tau - i\xi\tau} \cdot \hat{\omega}_f^p(2\pi f - \xi)} d\xi = \\ &e^{-i2\pi f\tau} \cdot \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{x}(\xi) \cdot \hat{\omega}_f^p(2\pi f - \xi) e^{i\xi\tau} d\xi \end{aligned} \quad (7)$$

设 $x(t) = A \cos(2\pi f_0 t)$ 为单分量谐波信号,根据谐波信号的傅里叶变换公式可得

$$\hat{x}(\xi) = A\pi [\delta(\xi - 2\pi f_0) + \delta(\xi + 2\pi f_0)] \quad (8)$$

将式(8)代入式(7)可得

$$S_x^p(\tau, f) = \frac{A}{2} e^{-i2\pi(f-f_0)\tau} \hat{\omega}_f^p(2\pi f - 2\pi f_0) \quad (9)$$

式(9)对 τ 求偏导可得

$$\frac{\partial S_x^p(\tau, f)}{\partial \tau} = iA\pi(f - f_0) e^{-i2\pi(f-f_0)\tau} \hat{\omega}_f^p(2\pi f - 2\pi f_0) \quad (10)$$

因此,信号 $x(t)$ 的瞬时频率为

$$f_x^p(\tau, f) = f + \frac{\partial S_x^p(\tau, f)}{\partial \tau} \cdot \frac{1}{i2\pi S_x^p(\tau, f)} \quad (11)$$

进一步,单分量信号 $x(t)$ 的瞬时频率表示为

$$\begin{aligned} f_x^p(\tau, f) &= f_0 = f + \frac{\partial S_x^p(\tau, f)}{\partial \tau} \cdot \frac{1}{i2\pi S_x^p(\tau, f)} = \\ &f + \frac{iA\pi(f - f_0) e^{-i2\pi(f-f_0)\tau} \hat{\omega}_f^p(2\pi f - 2\pi f_0)}{i2\pi \cdot \frac{A}{2} e^{-i2\pi(f-f_0)\tau} \hat{\omega}_f^p(2\pi f - 2\pi f_0)} \end{aligned} \quad (12)$$

若信号 $x(t)$ 为多分量信号,即

$$x(t) = \sum_{n=1}^N x_n(t) = \sum_{n=1}^N A_n(t) \cos(\phi_n(t)) \quad (13)$$

其中: $A_n(t)$, $\phi'(t) > 0, \forall t$, $\phi'(t)$ 为 $\phi(t)$ 的导数。

根据 S 变换的线性性质,多分量信号的广义 S 变换可以表示为每个分量信号广义 S 变换的叠加

$$S_x^p(\tau, f) = \sum_{n=1}^N S_{x_n}^p(\tau, f_n) \quad (14)$$

$$S_{x_n}^p(\tau, f_n) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{|f_n|^p}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 f_n^{2p}}{2}} e^{-i2\pi f_n t} dt \quad (15)$$

由式(11)可得各单分量信号 $x_n(t)$ 的瞬时频率,即

$$f_{x_n}^p(\tau, f_n) = f_n + \frac{\partial S_{x_n}^p(\tau, f_n)}{\partial \tau} \cdot \frac{1}{i2\pi S_{x_n}^p(\tau, f_n)} \quad (16)$$

则多分量信号 $x(t)$ 的瞬时频率为

$$\begin{aligned} f_x^p(\tau, f) &= \\ &\sum_{n=1}^N \left\{ \delta(f - f_n) \cdot \left[f_n + \frac{\partial S_{x_n}^p(\tau, f_n)}{\partial \tau} \cdot \frac{1}{i2\pi S_{x_n}^p(\tau, f_n)} \right] \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

其中: δ 为脉冲函数。

根据同步压缩变换原理,将中心频率 f_i 附近区间范围 $[f_i - \Delta f_i/2, f_i + \Delta f_i/2]$ 内的GST系数向 f_i 处压缩,并将对频率区间的连续积分转换成离散求和的形式,得到SSGST公式为

$$T_x^p(\tau, f_i) = \frac{1}{2\Delta f_i} \sum_{f_k: |f_k^p(\tau, f_k) - f_i| \leq \Delta f_k} |S_x^p(\tau, f_k)| f_k \Delta f_k \quad (18)$$

其中: f_k 为GS时频图上离散化频率区间的端点值; $\Delta f_k = f_k - f_{k-1}$ 。

由式(18)可知,SSGST是将GST时频图中分布在一定频率范围内的能量集中到信号真实的瞬时频率附近,解决了GST由于引入窗函数导致的能量泄漏问题。因此,SSGST在很大程度上提高了信号的时频分辨率,尤其是对于高频低幅值的信号分量具有明显的改善效果。

2 中心对称局部二值模式

LBP可以较好地刻画图像的局部纹理特征,其基本原理如下:在半径为 R ,像素点数为 P 的圆形邻域内(如图1所示为 $P=8, R=2$ 的圆形邻域),中心像素点灰度值为 g_c ,各邻域像素点灰度值为 $g_i (i=0, 1, \dots, P-1)$ 。若 $g_i \geq g_c$,其二进制编码为1;若 $g_i < g_c$,其二进制编码为0。将编码值按顺时针由高位到低位排列为二进制数后转换为十进制数,即得该邻域中心像素的LBP编码值。具体计算公式如(19,20)所示。

$$L_{P,R}(x, y) = \sum_{i=0}^{P-1} s_{LBP}(g_i, g_c) \times 2^i \quad (19)$$

$$\begin{cases} x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + x_4(t) \\ x_1(t) = 2\sin(2\pi 900t) \exp\left(-10^5(t - \text{floor}(20t)/20)^2\right) \\ x_2(t) = \sin(1300\pi t + 30\pi t \cos(8\pi t)) \\ x_3(t) = \sin(320\pi t + 600\pi t^2 + 60\pi t \cos(4\pi t)) \\ x_4(t) = \sin(500\pi t^2) \end{cases} \quad (23)$$

其中: $x_1(t)$ 为高频低振幅的周期性脉冲衰减信号,模拟实测信号中的振动冲击成分; $x_2(t), x_3(t)$ 和 $x_4(t)$ 为非线性调频分量; $\text{floor}()$ 表示向下取整。

以10 kHz为采样频率,采集0.5 s时长的信号 $x(t)$,其时域波形及频谱如图2所示。

分别使用CWT, ST, GST, SSWT, SSST及

$$s_{LBP}(g_i, g_c) = \begin{cases} 1 & (g_i - g_c \geq 0) \\ 0 & (g_i - g_c < 0) \end{cases} \quad (20)$$

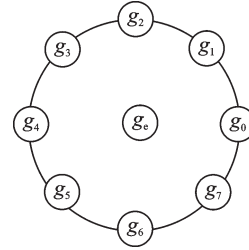


图1 圆形邻域示意图($P=8, R=2$)

Fig.1 Diagram sketch of circle neighborhood ($P=8, R=2$)

ULBP是LBP对应的循环二进制数中从0~1或从1~0的跳变次数不超过2的模式。ULBP保留LBP中的有效模式的同时,降低了模式维数,提高了计算效率。然而,ULBP刻画的纹理特征仍然过细,模式维数仍然较高。CSLBP仅对关于中心像素点对称的邻域像素灰度值进行编码,其计算方法如式(21,22)所示。

$$C_{P,R}(x, y) = \sum_{i=0}^{(P/2)-1} s_{CSLBP}(g_i, g_{i+P/2}) \times 2^i \quad (21)$$

$$s_{CSLBP}(g_i, g_c) = \begin{cases} 1 & (g_i - g_c \geq Th) \\ 0 & (g_i - g_c < Th) \end{cases} \quad (22)$$

其中: Th 为灰度差阈值。

由式(21)可知,CSLBP的最大模式维数为 $2^{P/2}$,与LBP和ULBP相比,大大减小了模式数量,降低了特征冗余,提高了计算速度和特征辨识度。

3 仿真信号分析

为对比研究不同时频分析方法的性能以说明SSGST的有效性,构造非线性多分量混合仿真信号 $x(t)$

SSGST对仿真信号 $x(t)$ 进行时频分析。选择morlet小波作CWT和SSWT的小波函数,利用文献[13]中的时频聚集性度量准则确定GST与SSGST中调节参数 p 的最佳值为0.85。不同方法得到的信号时频谱如图3所示,图中颜色深浅表示能量大小。

由图3可知各方法得到的混合信号时频谱在频

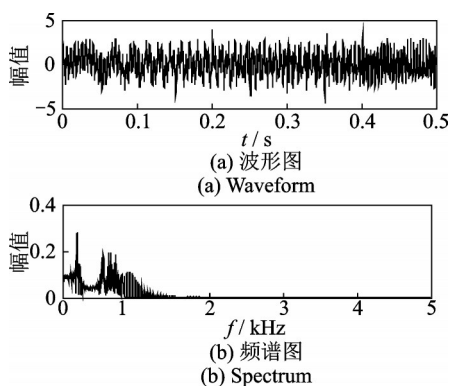


图2 仿真信号时域波形及其频谱

Fig.2 Waveform and spectrum of the simulated signal

带分布规律上具有一致性,可反映各分量真实的时频分布形态,但各方法所得的信号频带分辨率不同。由图3(a)可知,CWT能够基本识别各不同频带分量,但是各频带能量低、分散大且泄露严重,频谱分布较宽,存在较大混叠。图3(b)中SSWT对各频带能量压缩聚集,使得频带变窄,但是能量聚集效果较差,频谱比较模糊。 $x_3(t)$ 和 $x_4(t)$ 的频谱发生变形重叠,分辨率较低,且无法识别高频低振幅的振动冲击分量 $x_1(t)$ 。图3(c)中ST对各频带的识别效果优于CWT,分辨率较高。但是仍存在频带能量泄露、频谱分布较宽和相互混叠的问题。图3(d)中SSST对各频带能量聚集效果较好,各分量频谱变窄,比ST具有更高的时频分辨率。但是在 $x_1(t) \sim x_3(t)$ 的末端和频率较近位置仍存在能量分散和频带混叠现象。图3(e)中GST对各分量的识别效果优于ST,频带能量值和分辨率均较高,特别是能够清晰准确地识别出 $x_1(t)$,但是同样存在频带较宽和混叠问题。与上述方法相比,图3(f)中SSGST对各分量的能量聚集效果好,各频带的能量值大,分辨率高,频谱分布窄,不存在频带混叠。尤其是能有效识别并分离出高频低振幅冲击信号 $x_1(t)$,说明SSGST对微弱振动冲击信号的识别效果好。上述结果说明了SSGST在时频分析中的优越性。

4 发动机缸盖振动信号分析

本研究在如图4(a)所示的F3L912型发动机第1缸上模拟如表1所示的5种工况进行实验。建立如图4(b)所示的测试系统采集第1缸缸盖振动信号。实验中,发动机转速保持1200 r/min,采样频率设置为40 kHz。

以正常工况为例,截取发动机单个工作周期内的缸盖振动信号,并利用小波软阈值降噪法对信号

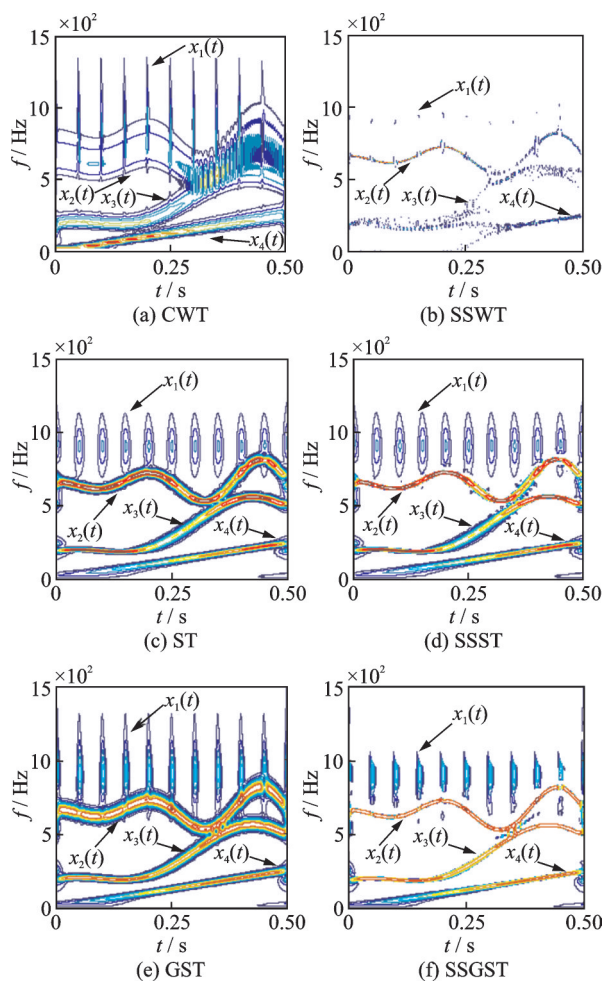


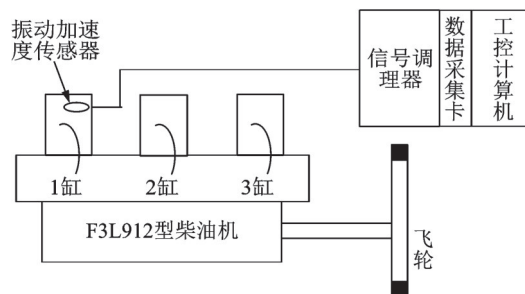
图3 仿真信号时频谱

Fig.3 The spectrum of the simulated signal



(a) F3L912型发动机实验台

(a) The test platform of F3L912-typed diesel engine



(b) 信号测试系统示意图

(b) The schematic diagram of the signal testing system

图4 缸盖振动信号测试系统

Fig.4 Cylinder head vibration signal test system

表1 发动机实验工况

Tab.1 Engine working condition setting

序号	工况设置
1	正常工况
2	进气门漏气
3	进气门间隙过大
4	喷油器压力过小
5	1缸失火

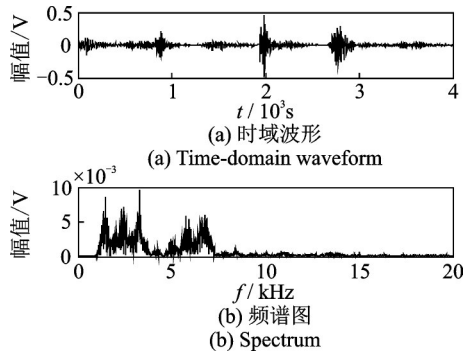


图5 缸盖振动信号时域波形与幅频谱

Fig.5 Time-domain waveform and spectrum of cylinder head vibration signal

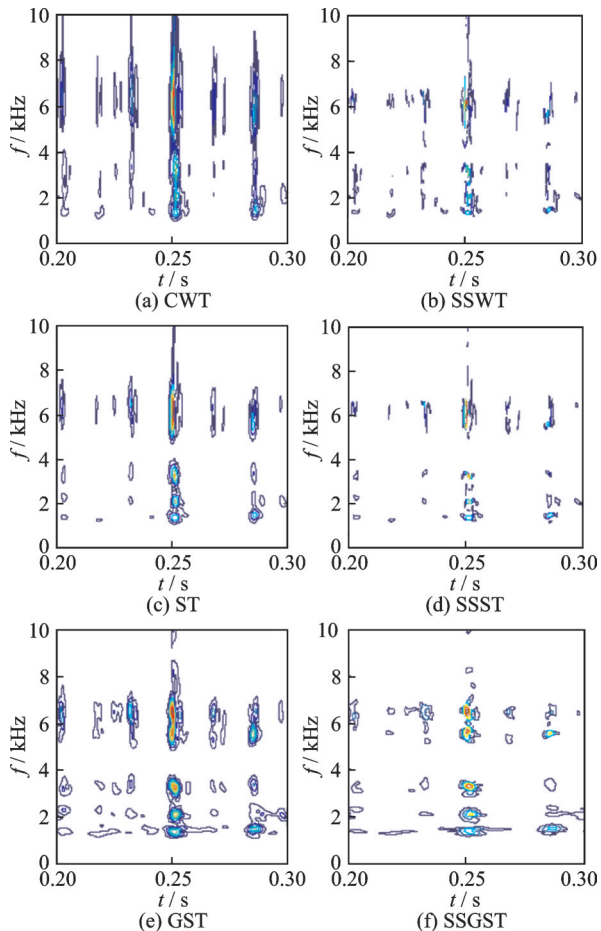


图6 正常工况的缸盖振动信号的时频谱

Fig.6 Time-frequency spectrum of the cylinder head vibration signal under the normal working condition

降噪后得到其时域波形和频谱如图5所示。由图5可知,降噪后的缸盖振动信号消除了宽频干扰噪声,提取出5个有效分量,分别为1,3,4 kHz附近的气缸燃爆冲击分量,6 kHz附近的气门开闭冲击分量和7 kHz附近的针阀落座冲击分量。分别利用CWT,SSWT,ST,SSST,GST和SSGST对降噪后信号进行时频分析,结果如图6所示。

由图6可知,CWT得到的缸盖振动信号时频谱中各分量能量泄露较大,频带较宽且相互交叠,频谱涂抹现象严重。SSWT能量聚集效果较差,各频带能量较低且存在泄露。ST基本能够识别3个低频分量,但是各高频分量的频带较宽且相互混叠。SSST将各频带压缩变窄,分离出3个低频分量,但各分量频带中心能量较低,同时仍无法识别各高频分量。GST的时频分辨效果明显优于ST,可基本区分各信号分量,但高频段仍存在频带能量泄露和混叠现象。SSGST的能量聚集效果好,各频带中心能量值较大,时频分辨率较高,能够有效分离并识别出各频带分量。该实验结果进一步说明,与现有方法相比,SSGST具有最佳的信号时频分析效果,所得时频谱具有更高的特征辨识度,有利于实现特征提取和故障诊断。

图7为利用SSGST得到的不同工况下缸盖振动信号的时频谱。由图7可知,各与正常工况相比,工况2,3中气门发生故障时,6 kHz附近的气门开闭振动冲击分量的能量减小,且由于气缸做功能力下降,导致5 kHz以下的燃爆冲击分量能量减小。同时,工况2,3两种不同气门故障信号的各项带能量分布的时间相位不同。工况4中喷油器发生故障时,喷油器针阀落座冲击对应的7 kHz附近的频带能量减小,气缸做功能力下降,低频的燃爆冲击分量能量减小。工况5中通过控制喷油器堵塞不喷油模拟气缸失火,7 kHz附近的高频分量和燃爆冲击引起的低频分量消失,低频段仅存在由曲轴往复惯性力引起能量较小的气体压缩冲击振动分量。结果说明,SSGST时频谱可有效表征不同工况下的缸盖振动信号冲击特征,提取谱纹理特征可实现发动机故障诊断。

5 故障特征提取与分类

5.1 振动时频图纹理谱特征提取

分别利用LBP,ULBP和CSLBP计算各工况下缸盖振动信号的SSGST时频谱的模式值,并统计各模式值出现的概率构造纹理谱作为图像的纹理特

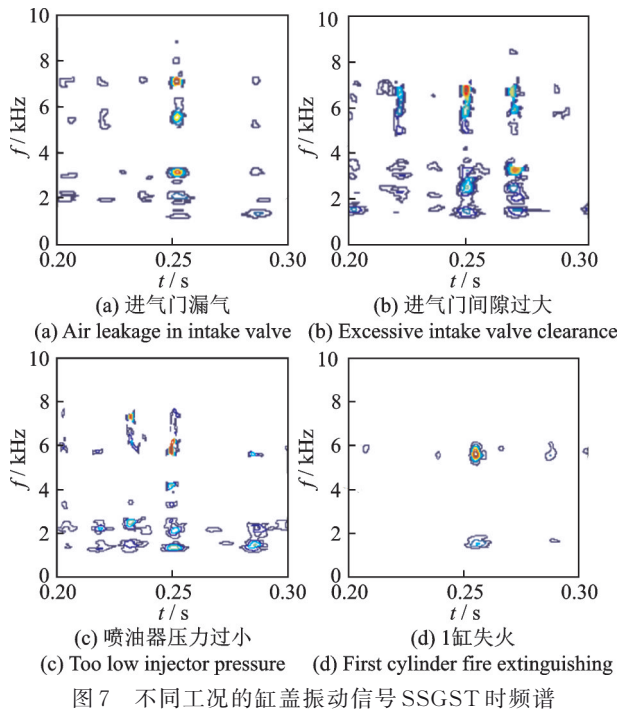


图 7 不同工况的缸盖振动信号 SSGST 时频谱
Fig.7 The SSGST-based time-frequency spectrum of cylinder head vibration signals under different working conditions

征。实验中,相关参数统一设置为: $P=8,R=1,Th=0$ 。图 8 为各工况下缸盖振动信号 SSGST 时频图的纹理谱特征提取结果,每种工况包含 10 个样本。

由图 8 可知,LBP 纹理谱的 256 个模式中仅有少数重要模式存在大量冗余模式,无法有效表征时频谱的纹理特征,分类效果较差且计算量较大。与 LBP 相比,ULBP 减小了模式维数,且保留了重要模式信息,特征分类效果较好。但是不同工况的特征参数间仍存在较大混叠,分类效果有待提高。与 LBP,ULBP 相比,CSLBP 的模式维数为 16,进一步减小模式维数的同时保留了所有重要模式,特征参数具有良好的类内聚集性和类间离散性,可较准确

地识别不同故障工况。

5.2 发动机故障分类

在发动机 5 种工况下,分别从缸盖振动信号中提取 100 组 SSGST 时频谱纹理特征向量,随机选取 70 个作为训练样本,其余 30 个作为测试样本,分别利用 SVM 与 KELM 作为分类器进行分类实验。利用交叉验证寻优算法选择两分类器的核参数与惩罚系数。SVM 与 KELM 对 LBP,ULBP 与 CSLBP 特征的分类时间和分类准确率的 30 次独立重复实验的平均值如表 2 所示。可见,对同一分类器,LBP,ULBP 和 CSLBP 纹理谱特征的训练时间递减,分类准确率递增,说明 CSLBP 纹理谱特征的分类效果最好。对同一特征,KELM 的分类准确率与 SVM 接近,但是训练时间远小于 SVM。基于 CSLBP 与 KELM 的发动机故障诊断方法具有最高的计算速度和精度,平均训练时间为 0.218 s,平均分类准确率为 97.01%。

表 2 发动机故障诊断结果对比

Tab.2 Comparison of engine fault diagnosis results				
分类网络	分类指标	LBP	ULBP	CSLBP
SVM	训练时间/s	1.627	1.458	1.063
	分类准确率/%	85.21	90.36	96.72
KELM	训练时间/s	0.725	0.557	0.218
	分类准确率/%	86.19	89.63	97.01

6 结束语

文中提出的 SSGST 方法用于非线性多分量信号的时频分析,利用同步压缩算法,将 GST 所得各频带中分散的能量聚集到频带中心,提高了时频分辨率,消除了频谱涂抹与混叠,可有效识别出信号中的不同分量。与 CWT,ST,SSWT 和 SSST 相比,

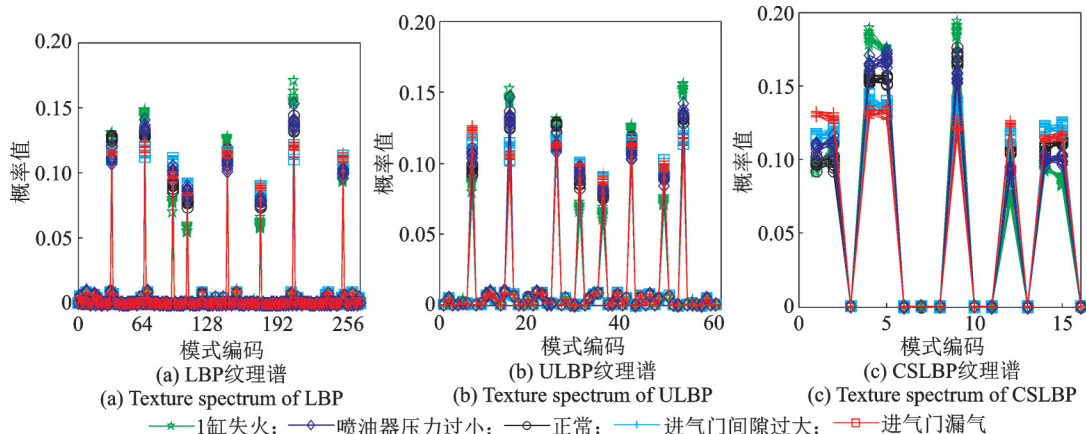


图 8 发动机故障特征参数

Fig.8 Engine fault feature parameters

SSGST具有更高的时频聚集性和分辨率,对微弱振动冲击信号的识别效果更好。利用SSGST处理发动机缸盖振动信号得到其时频图,进而提取图像的CSLBP纹理谱特征,该特征具有良好的类内聚集性和类间离散性好,分类性能高于LBP和ULBP纹理谱特征。利用交叉验证寻优的KELM对特征参数进行分类,实现了发动机故障诊断,且获得了较高的诊断速度和精度,故障诊断准确率达到97.01%。

参 考 文 献

- [1] 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 Yu, ZHANG Junhong, BI Fengrong, 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. (in Chinese)
- [2] 沈虹,曾锐利,杨万成,等. 基于时频图像极坐标增强的柴油机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(1):27-33.
SHEN Hong, ZENG Ruili, YANG Wancheng, et al. Diesel engine fault diagnosis based on polar coordinate enhancement of time-frequency diagram[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(1): 27-33. (in Chinese)
- [3] DJUROVIC I, SEJDIC E, JIANG J. Frequency-based window width optimization for S-transform [J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2008, 62(4): 245-250.
- [4] FAN X F, ZUO M J. Gearbox fault feature extraction using Hilbert transform, S-transform, and a statistical indicator[J]. Journal of Testing and Evaluation, 2007, 35(5): 477-485.
- [5] DAUBECHIES I, LU J F, WU H T. Synchrosqueezed wavelet transforms: an empirical mode decomposition-like tool [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2011(30): 243-261.
- [6] MARKO M, JANKO S, MIHA B. Synchrosqueezed wavelet transform for damping identification [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 80: 324-334.
- [7] YANG H Z. Synchrosqueezed wave packet transforms and diffeomorphism based spectral analysis for 1D general mode decompositions [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2015, 39:33-36.
- [8] 黄忠来,张建中. 同步挤压S变换[J]. 中国科学:信息科学, 2016, 46(5):643-650.
HUANG Zhonglai, ZHANG Jianzhong. Synchrosqueezing S-transform[J]. Scientia Sinica Informationis, 2016, 46(5):643-650. (in Chinese)
- [9] 刘晗,张建中,黄中来. 基于同步挤压s变换的地震信号时频分析[J]. 石油地球物理勘探, 2017, 52(4):689-695.
LIU Han, ZHANG Jianzhong, HUANG Zhonglai. Time-frequency analysis of seismic data using synchrosqueezing S-transform[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2017, 52(4):689-695. (in Chinese)
- [10] 杜小磊,陈志刚,张楠,等. 基于同步挤压S变换和深度学习的轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(5):90-93.
DU Xiaolei, CHEN Zhigang, ZHANG Nan, et al. Faults diagnosis of bearings based on synchrosqueezed S transform and deep learning [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2019(5):90-93. (in Chinese)
- [11] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA 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.
- [12] HEIKKILÄ M, PIETIKÄINEN M, SCHMID C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3):425-436.
- [13] LI B, ZHANG P L, LIU D S, et al. Feature extraction for rolling element bearing fault diagnosis utilizing generalized S transform and two-dimensional non-negative matrix factorization [J]. Journal of Sound and Vibration, 2011, 330:2388-2399.



第一作者简介:刘敏,男,1990年8月生,助理研究员。主要研究方向为数字信号处理与模式识别。曾发表《基于多尺度核独立成分分析的柴油机故障诊断》(《振动、测试与诊断》2017年第37卷第5期)等论文。

E-mail: hunter1848@163.com