

基于 S 变换谱核密度估计的齿轮故障诊断*

郭远晶¹, 魏燕定², 金晓航³, 杨友东¹

(1. 浙江工业大学之江学院 绍兴 312030; 2. 浙江大学 浙江省先进制造技术重点研究实验室 杭州 310027;
3. 浙江工业大学 特种装备制造与先进加工技术教育部重点实验室 杭州 310014)

摘要:针对齿轮在故障损伤状态下的振动信号,提出一种基于 S 变换谱二维核密度估计的冲击特征提取方法,以实现齿轮的故障诊断。该方法首先对包含冲击特征的振动信号进行 S 变换;然后将 S 变换谱乘以一个系数后圆整,得到一个整数矩阵;最后以 S 变换谱的时间和频率构成一个二维随机变量,以整数矩阵中的元素值作为二维随机变量各个采样样本的个数,对二维随机变量进行核密度估计,并最终得到一个二维核密度函数。该核密度函数相当于由 S 变换谱经过一次平滑去噪的过程获得,其中的噪声得到了有效的抑制,而冲击特征则得到了加强与突显。仿真振动信号和齿轮箱故障振动信号的分析结果表明,该方法能够有效地强化并提取出振动信号中周期性的冲击特征,从而实现齿轮箱相关故障的诊断。

关键词: 齿轮;故障诊断;S 变换;二维核密度估计;冲击特征

中图分类号: TH165⁺.3 TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Gear fault diagnosis based on kernel density estimation of S transform spectrum

Guo Yuanjing¹, Wei Yanding², Jin Xiaohang³, Yang Youdong¹

(1. Zhijiang College, Zhejiang University of Technology, Shaoxing 312030, China; 2. Zhejiang Province Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 3. Key Laboratory of Special Purpose Equipment and Advanced Processing Technology of Ministry of Education, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China)

Abstract: An impact feature extraction method, based on two-dimensional kernel density estimation for S transform spectrum, is proposed to analyze the vibration signal for gear fault diagnosis. In this approach, S transform is used to process the vibration signal, firstly. Secondly, the obtained S-transform spectrum is multiplied by a factor and then rounded to obtain an integer matrix. Finally, the time and the frequency of the S-transform spectrum are used to construct a two-dimensional random variable, and the elements in the integer matrix are taken as the corresponding sample number of the two-dimensional random variable. The kernel density of the two-dimensional random variable is consequently estimated and a two-dimensional kernel density function is obtained. Specifically, the kernel density function is acquired by the smoothing and denoising procedure of the S transform spectrum, in which the noise is effectively suppressed while the impulse signature is enhanced. By means of the processing of the simulated vibration signal and the gearbox fault vibration signals, results show that the proposed method can extract the periodic impact characteristics from the vibration signal effectively, which means the proposed method can be used for gearbox fault diagnosis.

Keywords: gear; fault diagnosis; S transform; two-dimensional kernel density estimation; impact feature

1 引言

齿轮的轮齿出现局部损伤(如剥落、磨损或者断齿等)时,在啮合过程中会由于缺乏平顺的过渡或者必要的

支撑,而与正常轮齿发生激烈的碰撞,激发一系列暂态的冲击振动特征。当齿轮平稳运行时,冲击振动特征则会呈现一定的周期性或者准周期性^[1]。由于故障齿轮旋转一周,其损伤轮齿参与啮合一次,冲击特征也即出现一次,因而冲击特征的周期性与齿轮的故障特征频率

密切相关,从振动信号中检测或者提取周期性的冲击特征自然成为了齿轮箱故障诊断的一个有效方法。但是由于齿轮箱中各个旋转部件激励的振动信号相互耦合,以及传递路径对于冲击振动信号的衰减,另加上强背景噪声的干扰,在齿轮箱体上采样到的振动信号中,冲击特征往往被噪声所掩盖而难以识别其周期性。因此,齿轮箱故障振动信号冲击特征提取是一项具有重要意义但富有挑战性的课题。

实际上,冲击特征作为一种典型的非平稳信号,通常可以利用时频分析方法对其进行检测或者提取。文献[1]采用一种自适应的短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)提取出滚动轴承故障振动信号中周期性的冲击特征,不过STFT本身较难选择最佳的窗函数以及最优的窗长,不太适合直接用于检测冲击特征。文献[2]、文献[3]分别运用Wigner-Ville分布(Wigner-Ville distribution, WVD)、平滑伪Wigner-Ville分布(smoothed pseudo Wigner-Ville distribution, SPWVD)的谱图来检测轴承与齿轮的故障冲击特征,但WVD、SPWVD等双线性时频分布存在交叉项的干扰,其对冲击特征的检测效果受信号成份的影响较大,对信号降噪、分解等预处理的要求较高。文献[4]、文献[5]分别采用参数优化的Morlet小波变换(continuous wavelet transform, CWT)、复Morlet CWT,将轴承和齿轮的振动信号表示到时间-尺度平面上,从而提取故障冲击特征,但这两者的参数优化方法均较为繁复,其实用性有待检验,Morlet CWT本身的时频聚集性也并不十分理想,影响了其对冲击特征的提取效果。Hilbert时频谱也常用于齿轮或者轴承的故障冲击特征提取,但其有效性依赖于振动信号的预处理方法,如经验模态分解^[6-7]、变分模式分解^[8]、最大重叠离散小波包分解^[9]或者经验小波分解^[10]等,而且在噪声较强的情况下,Hilbert时频谱中也不太容易识别出周期性的冲击特征。鉴于前述各种时频分析方法存在一定的局限性,本文采用S变换对齿轮箱故障振动信号进行处理,以实现周期性冲击特征的提取。

S变换亦是一种非平稳信号的时频分析方法,由Stockwell在分析地球物理数据时引入^[11],其所分析信号中暂态的非平稳特征具有较高的敏感性,因而在处理包含冲击特征的齿轮箱故障振动信号方面具有独特的优势^[12-13]。然而当齿轮箱故障振动信号中包含较强的噪声时,S变换谱中冲击特征的提取也会受到较为严重的影响,因此,本文提出S变换谱二维核密度估计的冲击特征提取新方法。该方法对S变换时频谱进行二维核密度估计,得到的核密度函数能够有效地抑制干扰信号和噪声的能量,从而能够更为有效地提取出周期性的冲击特征。

2 S变换

对于给定信号 $x(t)$,其S变换定义为:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-(\tau-t)^2 f^2 / 2} e^{-i2\pi ft} dt \quad (1)$$

显然,S变换可以认为是STFT与CWT的一种综合变换,其所具备的多分辨率特性克服了STFT时频分辨率固定的缺陷,而对于原始信号绝对相位信息的保持性则弥补了实小波CWT缺乏相位信息的不足。此外,对于线性叠加信号 $x(t) = s(t) + n(t)$,其中 $s(t)$ 为有用信号, $n(t)$ 为噪声信号,其S变换仍然满足:

$$S\{x(t)\} = S\{s(t)\} + S\{n(t)\} \quad (2)$$

克服了WVD等双线性时频分布存在交叉项干扰的缺陷。

因此,S变换非常适合用于分析非平稳信号,特别地,S变换对于幅值与频率突变的暂态非平稳冲击特征信号有较高的敏感性。齿轮箱在轮齿磨损、碎裂或者断齿的故障损伤状态下,激励的振动信号中通常包含有周期性或者准周期性的冲击特征,而针对这种振动信号的分析,S变换更具有独特的优势。

3 二维核密度估计

核密度估计是概率密度函数估计的一种非参数化方法,并作为一种数据平滑方法广泛应用于统计数据分析中^[14]。设 \mathbf{x} 为一个服从概率分布 f 的二维随机变量, $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n$ 为 \mathbf{x} 的一组随机采样样本, n 为样本个数,则 \mathbf{x} 核密度估计定义如下:

$$\hat{f}(\mathbf{x}; \mathbf{H}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x} - \mathbf{X}_i) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$; $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{id})^T$, $i = 1, 2, \dots, n$; $K(\mathbf{x})$ 是核函数,通常为一个满足对称性的概率密度函数;参数 \mathbf{H} 是一个对称且正定的带宽矩阵,且 $K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x}) = |\mathbf{H}|^{-1/2} K(|\mathbf{H}|^{-1/2} \mathbf{x})$ 。一般来讲,核函数 $K(\mathbf{x})$ 类型的选择并不会对核密度估计的准确性产生很大的影响,其通常选择为标准的正态分布函数,即 $K(\mathbf{x}) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{x}\right)$ 。然而,带宽矩阵 \mathbf{H} 的选择对于估计核密度 \hat{f} 的准确性有着决定性的影响^[15-16]。

为了选择一个最优的带宽矩阵 \mathbf{H}^* ,通常采用平均积分平方误差(mean integrated squared error, MISE)准则对估计核密度 \hat{f} 的性能进行评价,其定义为:

$$MISE(\mathbf{H}) = E \int_{\mathcal{R}^d} [\hat{f}(\mathbf{x}; \mathbf{H}) - f(\mathbf{x})]^2 d\mathbf{x} \quad (4)$$

最优带宽矩阵的估计则为:

$$\mathbf{H}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{H}} \text{MISE}(\mathbf{H}) \tag{5}$$

遗憾的是,式(5)没有解析解,但是可以利用渐近积分均方误差 (asymptotic mean integrated squared error, AMISE) 对式(5)进行替换^[16],即:

$$\text{AMISE}(\mathbf{H}) = \frac{1}{4\pi} n^{-1} |\mathbf{H}|^{-1/2} + \frac{1}{4} (\text{vech}^T \mathbf{H}) \Psi_4 (\text{vech} \mathbf{H}) \tag{6}$$

式中: vech 为按列堆积矩阵下三角的向量算子,定义为:

$$\text{vech} \mathbf{H} = \text{vech} \begin{bmatrix} h_{11}^2 & h_{12} \\ h_{12} & h_{22}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11}^2 \\ h_{12} \\ h_{22}^2 \end{bmatrix} \tag{7}$$

Ψ_4 则是一个 3×3 的矩阵,其各个元素值可以利用核密度函数及其导数进行积分运算得到,即:

$$\psi_r = \int_{R^r} f^{(r)}(\mathbf{x}) f(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \tag{8}$$

式中: $\mathbf{r} = (r_1, r_2), r_1, r_2$ 为非负正整数, $|\mathbf{r}| = r_1 + r_2$ 。

$$f^{(r)}(\mathbf{x}) = \frac{\partial^{|\mathbf{r}|}}{\partial x_1^{r_1} \partial x_2^{r_2}} f(\mathbf{x}) \tag{9}$$

由此得到 Ψ_4 的取值为^[15]:

$$\Psi_4 = \begin{bmatrix} \psi_{40} & 2\psi_{31} & \psi_{22} \\ 2\psi_{31} & 4\psi_{22} & 2\psi_{13} \\ \psi_{22} & 2\psi_{13} & \psi_{04} \end{bmatrix} \tag{10}$$

进而可以获得最优带宽矩阵的一种理想选择算法,即:

$$\mathbf{H}_{\text{AMISE}} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{H}} \text{AMISE}(\mathbf{H}) \tag{11}$$

显然,由于未知核密度函数 f 的存在,理想选择算法并不能直接应用,不过可以由此推导出许多不同类型的基于样本数据驱动的带宽选择算法,这其中应用最为广泛的的就是插值带宽选择算法^[16-17]。具体来讲,AMISE 的一个插值估计为^[16]:

$$PI(\mathbf{H}) = \frac{1}{4\pi} n^{-1} |\mathbf{H}|^{-1/2} + \frac{1}{4} (\text{vech}^T \mathbf{H}) \hat{\Psi}_4 (\text{vech} \mathbf{H}) \tag{12}$$

根据定义, $\psi_r = E f^{(r)}(\mathbf{x}), \mathbf{x}$ 服从概率分布 f , 因此式(8)中 ψ_r 的一个估计则为:

$$\hat{\psi}_r(\mathbf{G}) = n^{-1} \sum_{i=1}^n \hat{f}^{(r)}(\mathbf{X}_i; \mathbf{G}) = n^{-2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n K_G^{(r)}(\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j) \tag{13}$$

式中: \mathbf{G} 是一个辅助的带宽矩阵,由此可以将式(12)中 $\hat{\Psi}_4$ 的各个元素值取为 $\hat{\psi}_r(\mathbf{G})$, 那么最优带宽矩阵 $\hat{\mathbf{H}}_{PI}$ 的估计算法即为:

$$\hat{\mathbf{H}}_{PI} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{H}} PI(\mathbf{H}) \tag{14}$$

由于相对于最优带宽矩阵 $\hat{\mathbf{H}}_{PI}$, 辅助带宽矩阵 \mathbf{G} 的选择并不要求有很高的精度,因此为了给 \mathbf{G} 选择合适的值,可令 $\mathbf{G} = g^2 \mathbf{I}, \mathbf{I}$ 为 2×2 的单位矩阵。利用 \mathbf{G} 的参数

化表达式 $g^2 \mathbf{I}$, 可以推导最优辅助带宽选择算法的解析式,从而减少该算法的计算量。参数 g 的优化计算方法以及最优带宽矩阵 $\hat{\mathbf{H}}_{PI}$ 的插值选择算法请参见文献[15]。

4 S 变换谱二维核密度估计

针对采样长度为 N 的信号 $x(k) (k = 1, 2, \dots, N)$, 其 S 变换谱为 $|\mathbf{S}(i, j)|, i$ 为采样时间点, $i = 1, 2, \dots, N, j$ 为计算频率点, $j = 1, 2, \dots, N/2$ 。由于 S 变换谱的各个元素基本为小数且大多数元素的值也比较小,所以对谱元素值 $|\mathbf{S}(i, j)|$ 乘以一个系数 K (通常取 10 的倍数)并向下或者向上圆整,最终可以得到一个整数值矩阵 $\mathbf{I}(i, j)$ 。令二维随机变量 $\mathbf{x} = [t, f]^T, t$ 为时间变量,取值范围为 $\{1, 2, \dots, N\}, f$ 为频率变量,取值范围为 $\{1, 2, \dots, N/2\}$, 则 \mathbf{x} 表示 S 变换谱的时间与频率变量。变量 \mathbf{x} 采样样本 $[i, j]^T$ 的个数为 $I(i, j)$, 总样本数为 $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{N/2} I(i, j)$ 。

利用第 2 节中所述的方法可以对二维随机变量 \mathbf{x} 进行核密度估计,得到二维核密度函数 $\hat{f}(\mathbf{x})$ 。 $\hat{f}(\mathbf{x})$ 表示了 S 变换谱 $|\mathbf{S}(i, j)|$ 中时频点的分布情况,其曲面图保持着与 $|\mathbf{S}(i, j)|$ 曲面图大致相似的变化趋势,但相对于 $|\mathbf{S}(i, j)|, \hat{f}(\mathbf{x})$ 会对均匀分布的噪声、峰值集中平缓分布的干扰信号进行有效地抑制,从而对具有较大峰值且独立分布的有用信号特征进行增强与凸显。因此, $\hat{f}(\mathbf{x})$ 可以被认为是由 S 变换谱经过一次平滑去噪的过程得到。

5 仿真信号分析

一对运行于恒定转速与负载的啮合齿轮,其中一个齿轮的齿数为 z , 转速为 f , 啮合频率为 $f_m = zf$, 若该齿轮出现较为严重的局部损伤(典型如断齿等),那么齿轮啮合的振动信号可以表示为一系列幅值和频率调制谐波信号与一系列暂态冲击特征的叠加^[18], 即:

$$y(t) = \sum_{n=1}^N X_n [1 + a_n(t)] \cos[2\pi n f_m t + \phi_n + b_n(t)] + \sum_{k=1}^K p_k(t) \tag{15}$$

$$p_k(t) = \begin{cases} 0, & t < t_k \\ e^{-\sigma_k(t-t_k)} \cdot P_k \cos[2\pi f_p(t-t_k)], & t_k \leq t < t_{k+1} \end{cases} \tag{16}$$

式中: N 表示谐波信号的阶数, $X_n, \phi_n, a_n(t)$ 与 $b_n(t)$ 分别表示第 n 阶谐波信号的幅值、相位、幅值调制信号与频率调制信号, K, f_p 和 σ 分别为冲击特征的个数、载波频率和衰减指数, P_k, t_k 分别表示第 k 个冲击特征的最大幅值与开始时间;由于齿轮匀速旋转,调制信号 $a_n(t)$ 、

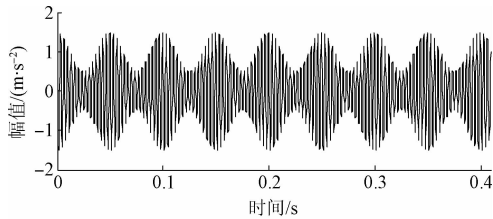
$b_n(t)$ 关于齿轮转频呈周期性,因此可以分别由式(17)、(18)给出。

$$a_n(t) = \sum_{m=1}^M A_{nm} \cos(2\pi m f_r t + \alpha_{nm}) \quad (17)$$

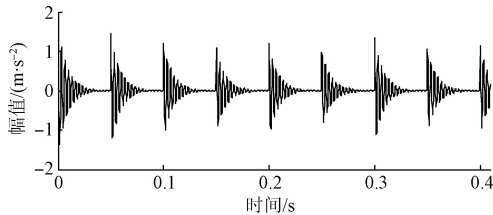
$$b_n(t) = \sum_{m=1}^M B_{nm} \cos(2\pi m f_r t + \beta_{nm}) \quad (18)$$

式中: A_{nm} 和 α_{nm} 分别表示第 m 阶幅值调制信号的幅值和相位, B_{nm} 和 β_{nm} 分别表示第 m 阶频率调制信号的幅值和相位。

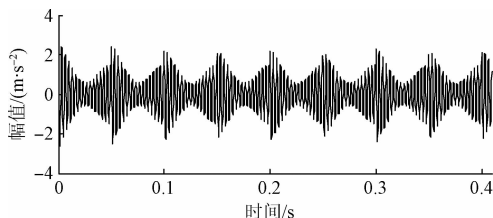
在本次仿真研究中,假设一对啮合齿轮中一个齿轮的齿数为 $z = 15$, 转频为 $f_r = 20$, 则啮合频率为 $f_m = 300$ 。将齿轮啮合振动信号的参数取为: $N = 1, M = 1, X_1 = 1, \phi_n = 0, A_{11} = 0.5, B_{11} = 0.5, \alpha_{nm} = 0, \beta_{nm} = 0, f_p = f_m, \sigma = 12\pi$; 设定振动信号的采样频率 $f_s = 5000$ Hz, 采样时间为 0.4096 s, 数据采样长度为 2048 , 则振动信号的调制信号如图 1(a) 所示。由于故障齿轮旋转一周, 其损伤轮齿参与啮合一次, 故冲击特征的出现周期与振动信号的调制周期相一致; 又由于振动信号的调制信号初相位均为 0 , 故而在 0 时刻第一个冲击特征开始出现。在整个采样时间内, 振动信号中会周期性地出现 $K = 0.4096 \times f_r = 8$ 个冲击特征, 冲击特征的最大幅值序列 $P_k (k = 1, 2, \dots, 8)$ 由均值为 1.2 、方差为 0.2 的高斯随机序列生成, 因此生成的周期性冲击特征信号如图 1(b) 所示, 振动信号 $y(t)$ 的时域波形如图 1(c) 所示。往振动信号 $y(t)$ 中叠加高斯白噪声, 得到信噪比为 -5 的含噪振动信号 $y_n(t)$, 其波形如图 1(d) 所示。



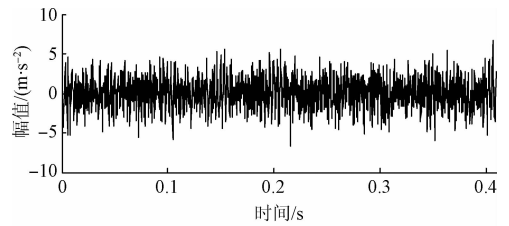
(a) 调制信号
(a) Modulated signal



(b) 周期性冲击特征
(b) Periodic impact feature



(c) 振动信号 $y(t)$
(c) Vibration signal $y(t)$

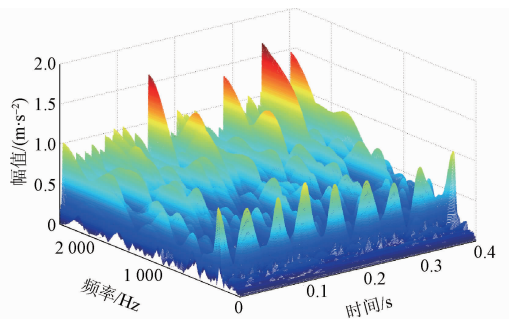


(d) 含噪振动信号 $y_n(t)$
(d) Vibration signal $y_n(t)$ with noise

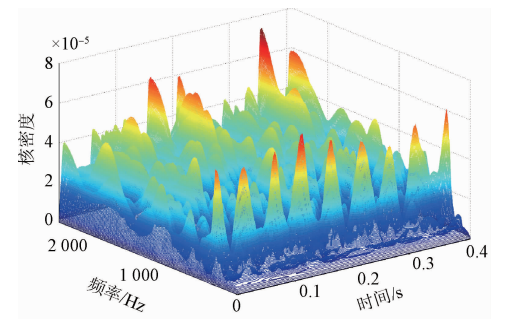
图1 仿真振动信号

Fig.1 Simulated vibration signals

对 $y_n(t)$ 进行 S 变换, 得到时频谱如图 2(a) 所示, 从中可以看出, S 变换对于 $x(t)$ 中的冲击特征和噪声具有较强的分离能力, 周期性的冲击特征能够较好地检测出来, 这表明 S 变换在冲击特征信号处理方面具有较好的适用性。但是, 由于较强噪声的存在, S 变换谱中冲击特征的强度相对较小, 而且冲击特征的峰值远小于噪声的峰值。对 S 变换谱进行二维核密度函数估计, 其中系数 K 设为 30 , 得到核密度函数图像如图 2(b) 所示。从该图像中可以看出, 由于核密度函数估计的平滑去噪作用, 噪声得到了较好的抑制, 各个冲击特征的峰值显著增强, 与噪声的峰值相差不大, 这验证了 S 变换谱核密度函数估计对于齿轮故障振动信号冲击特征提取的有效性。



(a) 仿真振动信号 $y_n(t)$ 的 S 变换谱(方位角 -37.5° , 仰角 30°)
(a) S transform spectrum of simulated vibration signal $y_n(t)$
(azimuth $= -37.5^\circ$, elevation $= 30^\circ$)



(b) S 变换谱核密度函数图像(方位角 -37.5° , 仰角 30°)
(b) Kernel density function graphic of S transform spectrum
(azimuth $= -37.5^\circ$, elevation $= 30^\circ$)

图2 仿真振动信号 $y_n(t)$ 冲击特征提取

Fig.2 Impact feature extraction from simulated vibration signal $y_n(t)$

6 齿轮故障诊断应用

6.1 齿轮箱试验台

图3所示为实验室搭建的风电齿轮箱模拟试验台,用于风力发电模拟或者齿轮箱故障诊断研究。该试验台由驱动电机、摆线针轮减速箱、双列圆锥滚子轴承、二级行星增速箱、一级平行轴齿轮箱、转矩转速仪与加载电机等部件组成,其中的“二级行星增速箱+一级平行轴齿轮箱”用于模拟风电齿轮箱普遍采用的“两级行星+一级平行轴”传动的结构形式。在本文中,以一级平行轴齿轮箱为试验研究对象,其模拟风电齿轮箱易于出现故障的高速级传动。该齿轮箱工作在增速状态下,其增速比为2.45。

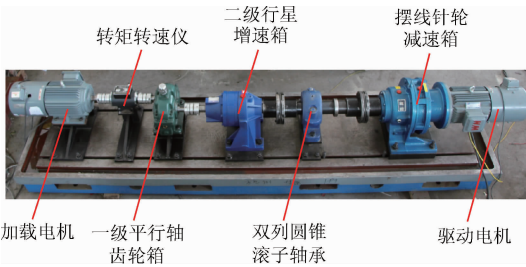


图3 齿轮箱试验台

Fig.3 Gearbox test-bed

通过人工的方法在试验齿轮箱上分别加工出小齿轮齿局部断裂、大齿轮断齿两种故障状态,如图4所示。然后针对每种故障状态进行试验台运转试验。在试验中,控制驱动电机转速为700 r/min,加载电机(工作于发电状态)上的负荷为3 Nm,试验齿轮箱的输出转速为1 347 r/min,计算得到小齿轮的故障特征频率 f_p 为22.45 Hz,大齿轮的故障特征频率 f_g 为9.16 Hz,齿轮啮合频率 f_m 为494 Hz。试验齿轮箱振动信号的采样频率为5.12 kHz。



(a) 小齿轮齿局部断裂 (a) Pinion tooth partial fracture
 (b) 大齿轮断齿 (b) Gear tooth fracture

图4 齿轮箱故障设置

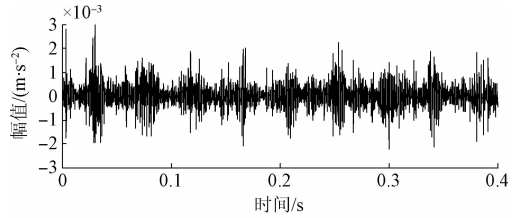
Fig.4 Gearbox faults setting

6.2 小齿轮故障冲击特征提取

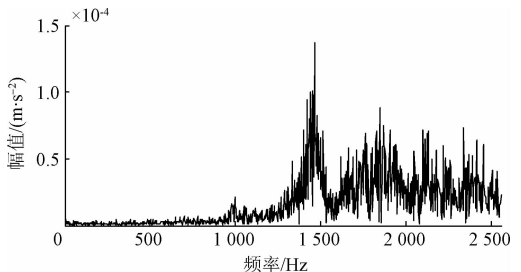
对于小齿轮齿局部断裂的故障状态,从试验齿轮箱上采样一段长度为2 048的振动信号时域波形如图5(a)所示,其快速傅里叶变换(fast Fourier transformation,

FFT)频谱如图5(b)所示。由于轮齿局部断裂属于较为严重的损伤,损伤轮齿在啮合过程中激励的冲击振动较为强烈,导致了齿轮箱固有频率调制现象的产生。从图5(b)的频谱中可以看出,振动能量主要集中在中高频带上,而且出现了一组能量较大且以固有频率1 465 Hz为中心频率的边频带,不过作为小齿轮故障特征频率的边频带调制频率,即小齿轮的转频却不容易识别。对该振动信号进行S变换,得到两个视角下的S变换谱,如图5(c)、(d)所示。可以看出S变换基本上能够提取出振动信号中周期性的冲击特征,但由于噪声和强背景信号的存在,有一些冲击特征并不能被明显的观察到,而且高频段参考价值不大的峰值也对冲击特征的提取造成了一定的干扰。

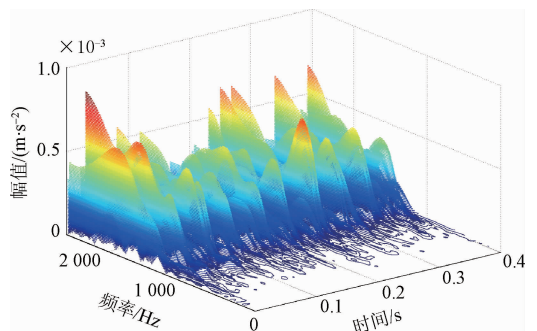
对S变换谱进行二维核密度函数估计,其中取系数K为500,得到的核密度函数图像如图5(e)、(f)所示。从中可以明显看出,背景噪声得到了有效地消除,高频段参考价值不大的峰值也得到了很好地抑制,与此同时,与故障相关的冲击特征得到了明显地增强,周期性也更为显著,并且可以容易地判断冲击特征出现位置大致为1 465 Hz处,周期 $\Delta t = 0.0453$ s,对应的频率为22.09 Hz,与前述的小齿轮故障特征频率22.45 Hz基本一致。



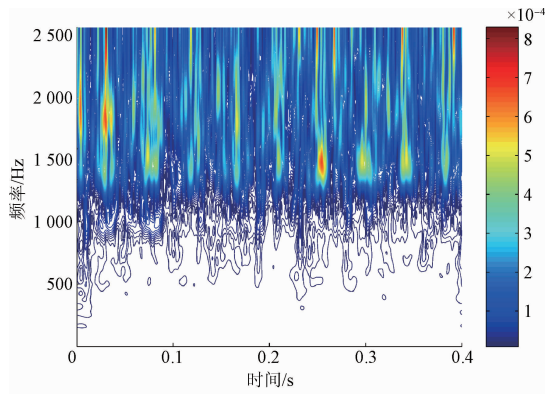
(a) 时域波形 (a) Time-domain waveform



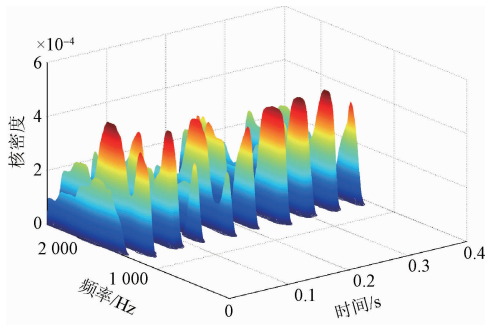
(b) FFT 频谱 (b) FFT spectrum



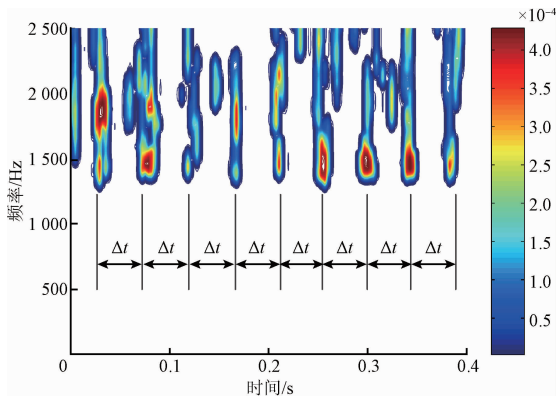
(c) S变换谱(方位角-37.5°, 仰角30°) (c) S transform spectrum (azimuth=-37.5°, elevation=30°)



(d) S变换谱(方位角 0° , 仰角 90°)
(d) S transform spectrum (azimuth= 0° , elevation= 90°)



(e) 核密度函数图像(方位角 -37.5° , 仰角 30°)
(e) Kernel density function graphic (azimuth= -37.5° , elevation= 30°)



(f) 核密度函数图像(方位角 0° , 仰角 90°)
(f) Kernel density function graphic (azimuth= 0° , elevation= 90°)

图 5 小齿轮轮齿局部断裂故障振动信号冲击特征提取

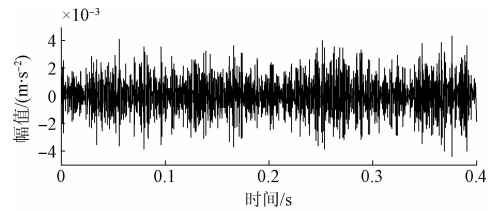
Fig. 5 Impact feature extraction from vibration signals by the pinion tooth partial fracture fault

6.3 大齿轮故障冲击特征提取

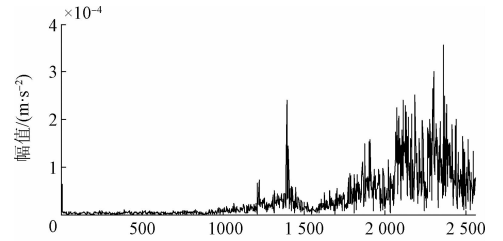
对于大齿轮断齿的故障状态,从试验齿轮箱上采样一段长度为 2 048 的振动信号时域波形如图 6(a) 所示,其 FFT 频谱如图 6(b) 所示,其 S 变换谱如图 6(c)、(d) 所示。由于齿轮断齿已是非常严重的故障损伤,同样也会导致齿轮箱固有频率调制现象的产生,因此,从图 6(b) 的频谱中可以看出,振动能量主要集中在高频带上,虽然如此,中频带上也出现了一组能量较为显著、以固有频率 1 393 Hz 为

中心频率的边频带,但作为大齿轮故障特征频率的边频带调制频率难以识别。此外,从图 6(c)、(d) 的 S 变换谱中也基本上看不出与故障相关的规律性冲击特征。

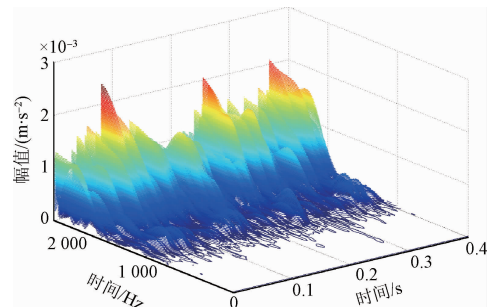
对 S 变换谱进行二维核密度函数估计,其中取系数 K 为 500,得到的核密度函数图像如图 6(e)、(f) 所示。从中可以清楚地看出,大齿轮固有频率 1 393 Hz 附近的噪声得到了有效地去除,周期性的冲击特征在大齿轮固有频率位置处得以显现,并且与信号的高频段分离开来。冲击特征的出现周期为,对应的频率为 9.52 Hz,与前述的大齿轮故障特征频率 9.16 Hz 基本一致。



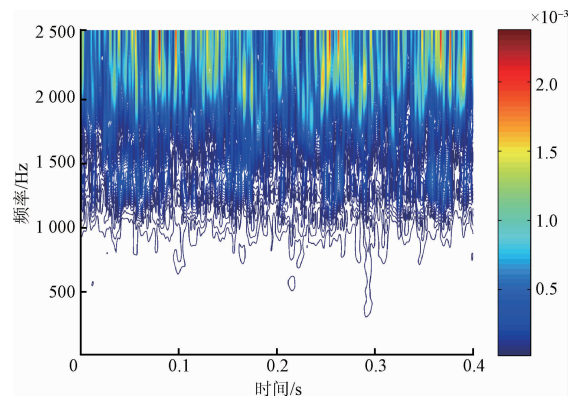
(a) 时域波形
(a) Time-domain waveform



(b) FFT 频谱
(b) FFT spectrum



(c) S变换谱(方位角 -37.5° , 仰角 30°)
(c) S transform spectrum (azimuth= -37.5° , elevation= 30°)



(d) S变换谱(方位角 0° , 仰角 90°)
(d) S transform spectrum (azimuth= 0° , elevation= 90°)

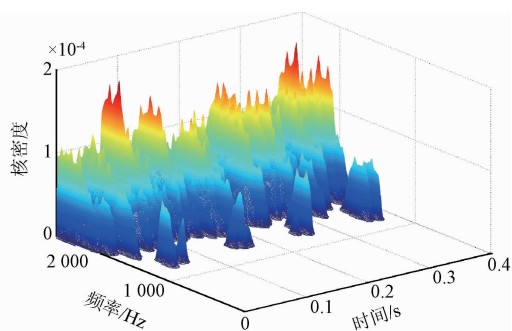
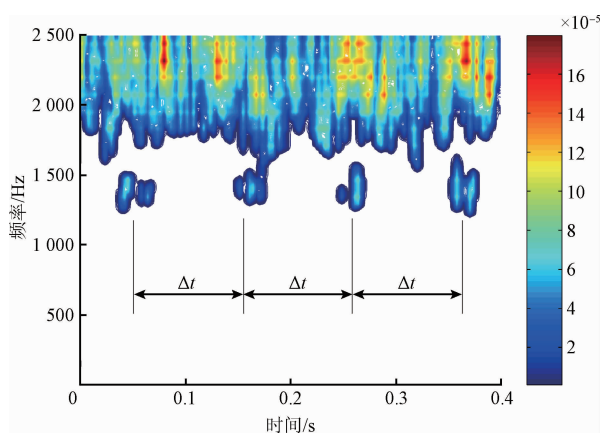
(e) 核密度函数图像(方位角 -37.5° , 仰角 30°)(e) Kernel density function graphic(azimuth $=-37.5^\circ$, elevation $=30^\circ$)(f) 核密度函数图像(方位角 0° , 仰角 90°)(f) Kernel density function graphic(azimuth $=0^\circ$, elevation $=90^\circ$)

图6 大齿轮断齿故障振动信号冲击特征提取

Fig. 6 Impact feature extraction from vibration signals by the gear tooth fracture fault

7 结论

S变换对于能量突变的暂态冲击特征具有较高的敏感性,适合于噪声混合信号中冲击特征的提取。

S变换谱二维核密度函数估计可以被认为是S变换谱的一种平滑去噪过程,该方法可以有效地抑制噪声信号,从而增强信号中的冲击特征并突显出其规律性。

故障损伤齿轮在平稳运行工况下,很大程度上会激励周期性的冲击振动特征。利用齿轮箱上采样到振动信号的S变换谱核密度函数图像,可以有效地实现与故障相关的周期性冲击特征的提取。通过将冲击特征的出现频率与齿轮箱各部件的故障特征频率进行对比,则可以有效地实现齿轮箱相关故障的诊断。

参考文献

[1] 冯志鹏, 赵镭镭, 褚福磊. 行星齿轮箱齿轮局部故障振动频谱特征[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(5): 119-127.

FENG ZH P, ZHAO L L, CHU F L. Vibration spectral characteristics of localized gear fault of planetary

gearboxes [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(5): 119-127.

[2] 丁夏完, 刘金朝, 王成国. 基于EMD和自适应STFT的货车滚动轴承故障诊断[J]. 中央民族大学学报: 自然科学版, 2006, 26(3): 253-258.

DING X W, LIU J ZH, WANG CH G. Fault diagnosis of freight car rolling element bearings with EMD and adaptive short-time fourier transform [J]. Journal of The Central University for Nationalities : Natural Sciences Edition, 2006, 26(3): 253-258.

[3] WANG S, CAI G, ZHU Z, et al. Transient signal analysis based on Levenberg-Marquardt method for fault feature extraction of rotating machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, s54-55 (3): 16-40.

[4] TANG B, LIU W, SONG T. Wind turbine fault diagnosis based on Morlet wavelet transformation and Wigner-ville distribution [J]. Renewable Energy, 2010, 35 (12): 2862-2866.

[5] 蒋永华, 汤宝平, 刘文艺, 等. 基于参数优化 Morlet小波变换的故障特征提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(1): 56-60.

JIANG Y H, TANG B P, LIU W Y, et al. Feature extraction method based on parameter optimized Morlet wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(1): 56-60.

[6] YU D, YANG Y, CHENG J. Application of time-frequency entropy method based on Hilbert-Huang transform to gear fault diagnosis [J]. Measurement, 2007, 40(9): 823-830.

[7] 武哲, 杨绍普, 刘永强. 基于多元经验模态分解的旋转机械早期故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(2): 241-248.

WU ZH, YANG SH P, LIU Y Q. Rotating machinery early fault diagnosis method based on multivariate empirical mode decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(2): 241-248.

[8] 江星星, 李舜韶. 多共振频带自适应检测的轴承微弱故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(4): 526-533.

JIANG X X, LI SH M. Bearing weak fault diagnosis method based on adaptive detection of multi-resonance bands [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(4): 526-533.

[9] YANG Y, HE Y, CHENG J, et al. A gear fault diagnosis using Hilbert spectrum based on MODWPT and a comparison with EMD approach [J]. Measurement, 2009, 42(4): 542-551.

- [10] 李志农, 朱明, 褚福磊, 等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(11): 2423-2432.
LI ZH N, ZHU M, CHU F L, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(11): 2423-2432.
- [11] STOCKWELL R G, MANSINHA L, LOWE R P. Localization of the complex spectrum: the S transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(4): 998-1001.
- [12] 郭远晶, 魏燕定, 周晓军, 等. S变换时频谱SVD降噪的冲击特征提取方法[J]. 振动工程学报, 2014, 27(4): 621-628.
GUO Y J, WEI Y D, ZHOU X J, et al. Impact feature extracting method based on S transform time-frequency spectrum denoised by SVD [J]. Journal of Vibration Engineering, 2014, 27(4): 621-628.
- [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 & Vibration, 2011, 330(10): 2388-2399.
- [14] CHACÓN J E, DUONG T. Multivariate plug-in bandwidth selection with unconstrained pilot bandwidth matrices [J]. Test, 2010, 19(2): 375-398.
- [15] DUONG T, HAZELTON M L. Plug-in bandwidth matrices for bivariate kernel density estimation [J]. Journal of Nonparametric Statistics, 2003, 15(1): 17-30.
- [16] DUONG T, LEEUW J D, ZEILEIS A. Kernel density estimation and kernel discriminant analysis for multivariate

data in R [J]. Journal of Statistical Software, 2007, 21(7): 1-16.

- [17] WAND M P, JONES M C. Multivariate plug-in bandwidth selection [J]. Computational Statistics, 1994, 9(2): 97-116.
- [18] D'ELIA G. Fault detection in rotating machines by vibration signal processing techniques [D]. Bologna: University of Bologna, 2008.

作者简介



郭远晶, 2009年于大连交通大学获得学士学位, 2015年于浙江大学获得博士学位, 现为浙江工业大学之江学院讲师, 主要研究方向为机械振动信号处理与故障诊断。
E-mail: gyjyn@126.com

Guo Yuanjing received his B. Sc. degree from Dalian Jiaotong University in 2009, and his Ph. D degree from Zhejiang University in 2015. Now he is a lecturer in Zhijiang College of Zhejiang University of Technology. His research interests include mechanical vibration signal processing and fault diagnosis.



魏燕定(通讯作者), 1998年于浙江大学获得博士学位, 现为浙江大学教授、博士生导师, 主要研究方向为信号检测与处理、振动控制、光机电一体化等。
E-mail: weiyd@zju.edu.cn

Wei Yanding (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Zhejiang University in 1998. Now he is a professor and doctoral supervisor in Zhejiang University. His main research interests include signal detection and processing, vibration control, and optical, mechanical and electronic integration.