

文章编号:1000-582X(2011)11-031-06

时频相关匹配法在信号提纯中的应用

刘小峰,李 慧,柏 林,彭永金

(重庆大学 机械传动国家重点实验室,重庆 400030)

摘 要:非平稳信号与噪声之间存在较强的时频耦合,这使得经典的消噪方法难以实现信噪的有效分离。在分析短时傅里叶变换(STFT)、Wigner-Ville 时频分布(WVD)、Chirplet 时频变换三大时频变换方法的理论基础,提出了一种采用时频相关匹配进行非平稳信号噪声抑制的算法。该算法将信号的 WVD 作为模版与 STFT 能量谱分布互相关处理,得到无交叉项干扰且具有较高时频分辨率的信号时频二维谱(简称为自谱窗 WVD)。采用二维最小二乘拟合方法将被分析信号中的有用成分匹配成 Chirplet 基函数,并将其提取出来进行重构,达到信号提纯的目的。仿真结果表明,只需在自谱窗 WVD 的基础上进行次数不多的基函数匹配,就能将非平稳信号中的有用成分与噪声分离。应用结果也验证了经过提纯后的齿轮故障脉冲出现的平均周期与相应的故障特征频率吻合较好。

关键词:时频分析;噪声抑制;时频相关;基函数匹配;交叉项干扰

中图分类号:TP395.02

文献标志码:A

Application of time-frequency distribution correlating and matching method in signal extraction

LIU Xiao-feng, LI Hui, BO Lin, PENG Yong-jin

(The State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China)

Abstract: The time-frequency coupling relation between useful non-stationary components and noises bring great difficulties to the realization of de-noising for non-stationary signals, which can not be solved by classic de-noising method in time or frequency domain. The principles of short time Fourier transform (STFT), Wigner-Ville transform, Chirplet adaptive decomposition are analyzed, and then a novel de-noising method for non-stationary based on joint time-frequency distribution is proposed. In this method, the analyzed signal WVD is seen as the combination of auto-WVD and cross-term WVD. Firstly, STFT energy spectrum of the analyzed signal is used as template to cross-correlate with its corresponding WVD in order to obtain the satisfactory time-frequency distribution with high time-frequency resolution and without cross-term interferences. Secondly, the useful components are decomposed as Chirplet function using the two-dimension least square fitting method, and then are extracted out to reconstruct for noise suppression. Finally, the computer simulation results verify the effectiveness of this proposed method. Its application in gearbox fault diagnosis indicates that with the method the extracted cycle of the gearbox vibration impulses has a good consistency with the corresponding fault frequency.

Key words: time-frequency analysis; noise suppression; time-frequency distribution correlation; basis function matching; cross-term interference

收稿日期:2011-06-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51005261);重庆大学 211 项目(S-09106);中央高校基本科研业务费资助项目(CDJZR10110023)

作者简介:刘小峰(1980-),女,重庆大学副教授,博士,研究方向为虚拟仪器和设备状态检测与诊断,
(E-mail) liuxfeng0080@126.com。

现实信号绝大多数都是随机噪声混杂的多分量时变信号,有效地消除噪声是信号分析在工程应用中所面临的一个重要问题^[1]。经典的消噪方法大都只限于在频域或时域的加窗或遮蔽运算,而信号分量与噪声之间往往都是时频交叉的,这使得一般的时域或频域加窗的消噪方法难以有效地实现信噪分离^[2-3]。联合时频分析方法通过时间和频率的二维函数直观地反映了信号频率随时间的变化关系,将信号处理扩展到二维平面,对信号的分析可以具体到信号的特定时间和特定频率,为非平稳信号分析和处理提供了非常重要的方法^[4-5],但它们都存在着各自的优缺点。以短时傅里叶变换(STFT)为代表的线性时频表示方法,对多分量信号进行分析时不会产生交叉项,但是其时频分辨率不是很高^[6]。以 Wigner-Ville 分布(WVD)为代表的非线性时频表示方法具有非常高的时频分辨率,但却难以避免交叉项干扰^[6]。以 Chirplet 时频变换为代表的基于基函数的时频分解方法,将信号分解为不同参数的基函数,再用基函数的 WVD 来代替被分析信号的时频分布,既有效避免了信号的交叉干扰项,又提高了信号的时频分辨率。

笔者在综合分析 Chirplet 时频变换、STFT 及 WVD 的理论基础上,充分利用噪声与信号在时频面上分布特征的不同,即随机噪声趋向于均匀分布在整个联合时频域,能量幅值较小;而真实信号总是聚集在一个相对很小的区域内,能量幅值较大,提出了一种基于上述 3 种联合时频变换的非平稳信号噪声的抑制方法,并将该方法应用到齿轮箱的故障诊断中。

1 STFT、WVD 及 Chirplet 时频变换的基本理论

1.1 Chirplet 变换

将复杂信号分解为简单基函数的线性组合,通过分解就可以将复杂信号的时频特性分析转换为这些简单基函数的时频特征分析。Chirplet 时频变换就是这种分析方法中的一种,它选用的是具有高时频聚集性的 Chirplet 基函数,能自适应地选择具有不同特征参数的 Chirplet 基函数来匹配信号的不同局部时频特性,从而灵活地对信号进行分解。其原理^[7]是,把任意信号 $f(t) \in L^2(R)$ 扩展到一组有限的、具有较好的时频局部化的基函数 h_k 上,即

$$f(t) = \sum_{k=0}^{M-1} c_k h_k + R^M f(t), \quad (1)$$

式中: k 为分解次数; c_k 是扩展系数; $R^M f(t)$ 是 M 次

分解后的残余信号。通过 $R^M f(t) = f(t)$,使分解迭代进行,随着分解次数的增加,信号的大部分能量都能被提取出来,直到 $R^M f(t)$ 足够小可以忽略为止。这种信号分解方法的参数确定可采用 Mallat 和 Zhang^[8]所提出的经典的自适应分解法,即在时间域内通过使被分析信号在基信号上的投影距离最短化的原则来确定基函数参数。表征基函数的参数包含了被分析信号的局部时频特征信息。计算出基信号的 WVD,就可得到被分析信号的时频分布^[9]

$$W_f(t, \omega) \approx \sum_{k=0}^{M-1} |c_k|^2 \text{WVD}_{h_k}(t, \omega). \quad (2)$$

从式(2)可看出,Chirplet 时频分布是由多个高时频聚集性的 Chirplet 函数的 WVD 叠加而成的,因此具有较高的时频分辨率和很好的抗噪声能力,而且对于多分量信号,也无交叉项的干扰。

1.2 STFT

STFT 的基本原理是,采用足够窄的窗函数取出短时平稳的信号进行傅里叶变换。令 $w(t)$ 是一个时间宽度很短的窗函数,它沿时间轴滑动,信号 $f(t)$ 的 STFT 定义为^[10]

$$\text{STFT}(t, f) = \int_R f(u) w^*(u-t) e^{-j2\pi fu} du, \quad (3)$$

式中 $*$ 代表复数共轭。由于信号 $z(t)$ 乘一个相当短的窗函数 $w(u-t)$,就等价于取出信号在分析时间点 t 附近的一个切片,所以 $\text{STFT}(t, f)$ 可以理解为信号 $f(t')$ 在分析时间 t 附近的局部频谱^[11]。STFT 能有效描述非平稳信号局部性能,但不能表示非平稳信号的能量分布,可取 $\text{STFT}(t, f)$ 模值的平方作为信号 $f(t)$ 的能量谱图^[12],即

$$\text{SPEC}(t, f) = |\text{STFT}(t, f)|^2. \quad (4)$$

该谱图不仅能够描绘信号的时频能量分布,而且在信号分析时不会产生交叉项,但是比较粗略。

1.3 WVD 及自谱窗 WVD

WVD 实质上是 Cohen 类双线性时频分布,即将信号的能量分布于时频平面内。它具有很好的时频聚集性,但是存在很严重的交叉项干扰。信号 $z(t)$ 的 WVD 定义为 $z(t)$ 瞬时自相关的傅里叶变换,即

$$W_z(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} z(t + \tau/2) z^*(t - \tau/2) e^{-j2\pi f\tau} d\tau. \quad (5)$$

$z(t + \tau/2) z^*(t - \tau/2)$ 称为 WVD 的瞬时自相关函数。假设信号 $z(t)$ 是若干个 $z_i(t)$, $i=1, 2, \dots$ 的线性相加,信号 $z(t)$ 的 WVD 为维格纳自相关函数 $(r_z(t, \tau))$ 对 τ 的傅里叶变换,即

$$\begin{aligned}
r_z(t, \tau) &= z\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) = \\
& \left[\sum_i z_i\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \right] \left[\sum_i z_i^*\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \right] = \\
& \sum_i z_i\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z_i^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) + \\
& \left[\sum_i \sum_{j, i \neq j} z_i\left(t + \frac{\tau}{2}\right) z_j^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \right]_{i \neq j} = \\
& r_{\text{auto}}(t, \tau) + r_{\text{cross}}(t, \tau), \quad (6)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
W_z(t, f) &= W_{\text{auto}}(t, f) + W_{\text{cross}}(t, f) = \\
& W_{z_1}(t, f) + W_{z_2}(t, f) + \dots + \\
& 2\text{Re}[W_{z_1, z_2}(t, \omega) + \\
& 2\text{Re}[W_{z_1, z_2}(t, \omega) + \dots, \quad (7)
\end{aligned}$$

式(6)把 $r_z(t, \tau)$ 分为两个部分:有效的自相关部分 $r_{\text{auto}}(t, \tau)$ 和干扰的互相关部分 $r_{\text{cross}}(t, \tau)$, 因此 $r_z(t, \tau)$ 可堪称是加噪声的信号。 $W_{\text{auto}}(t, \omega)$ 的信号项是沿着复谐波信号的多个分量频率直线上的带状冲击函数, $W_{\text{cross}}(t, \omega)$ 表示在任意两个频率分量处还存在一个比较大的交叉项。交叉干扰项具有振荡特性,其振幅近似等于自维格纳分布的 2 倍,振荡的快慢与两个自维格纳分布之间的距离成正比。理论上可以证明,交叉项与自相的内积近似等于零,也就是说自维格纳分布项与交叉项互不相关, $r_{\text{auto}}(t, \tau)$ 与 $r_{\text{cross}}(t, \tau)$ 也互不相关^[13], 即

$$\langle r_{\text{auto}}(t, \tau), r_{\text{cross}}(t, \tau) \rangle = 0. \quad (8)$$

于是,用 $r_{\text{auto}}(t, \tau)$ 做模版与 $r_z(t, \tau)$ 做二维互相关,就可以有效地抑制交叉项 $r_{\text{cross}}(t, \tau)$, 对应的频域表示为

$$\text{WVD}_{\text{自谱}}(t, f) = \text{WVD}_z(t, f) \cdot \text{WVD}_{\text{auto}}(t, f). \quad (9)$$

式(9)表示一种时频平面上的加窗处理。由于不能预先确定 $\text{WVD}_{\text{auto}}(t, f)$, 可用信号 $z(t)$ 的 STFT 能量谱来代替自项^[14], 即

$$\text{WVD}_{\text{自谱}}(t, f) = \text{WVD}_z(t, f) \cdot \text{SPEC}_z(t, f), \quad (10)$$

$\text{WVD}_{\text{自谱}}(t, f)$ 即为抑制交叉项干扰后的 WVD, 简称为信号 $z(t)$ 的自谱窗 $\text{WVD}^{[14]}$ 。

2 消噪原理及方法

前面讨论了将 STFT 谱作为时频窗对 WVD 进行时频加窗可以有效地消除交叉干扰项, 且 WVD 的时频分辨率损失小。如果用一组基函数时频分布曲面来拟合原始信号的 $\text{WVD}_{\text{自谱}}(t, f)$ 曲面, 由于基函数与其时频分布一一对应的关系, 也就相当于用基函数的线性叠加来逼近原始信号。在拟合的过程中, 基函数的特征参数能够随着被分析信号的时频

局部特征自动调节, 以达到最佳匹配的效果。因为曲面拟合时采用的是具有较高时频聚集性的基函数, 所以在拟合时, 总是先拟合出时频能量相对集中在较小时频区域的信号分量, 然后才轮到时频能量分散在整个时频区域的噪声分量。笔者就是利用这种信号与噪声被拟合出的先后关系, 选择先拟合出的若干个基函数来重构信号, 从而达到消除信号噪声的目的。经过前几步分解提取了信号的大部分能量以后, 残余能量变化趋于平缓, 或者信噪比达到指定阈值, 就可以认为这时的残余信号中主要剩下噪声成分, 那么在重构时就可以选择重构信噪比趋于水平直线变化前的拟合所得的若干基函数来重构信号。这就是时频相关匹配法进行信号提纯的基本理论。该方法的基本思路是:

1) 以 Chirplet 原子为基函数, 并计算其 WVD, 表示为 W_{h_k} 。Chirplet 原子作为基函数具有良好的时频聚集性, 能够描述大部分现实信号的局部时频特征, 即

$$\begin{aligned}
h_k(t) &= (\pi\sigma)^{-\frac{1}{4}} \exp\left\{-\frac{(t-t_0)^2}{2\sigma^2} + \right. \\
& \left. j\left[\omega_0 + \frac{\beta}{2}(t-t_0)\right](t-t_0)\right\}. \quad (11)
\end{aligned}$$

Chirplet 基函数的时频能量分布表现为时频平面上沿着瞬时频率曲线集中分布的频率方向倾斜的椭圆, 在各类基函数中拥有最高的时频分辨率, 其时间-带宽积几乎达到下限^[15]。Gabor 基或高斯小波包这类基函数虽然既有对称特性, 且有时移、频移和尺度变化 3 个可调参数, 但只适合于不具有时变频率成分的信号的时频分析, 而不能有效地匹配声音、雷达、通信信号、机械故障信号等许多具有线性或非线性调频特征的非平稳信号。具有 4 个可调参数的 Chirplet 基函数 h_k 弥补了上述缺点, 它在三参数的 Gabor 基函数的基础上引入了调频参数, 因而更具有普遍性, 可以匹配大多数现实信号。

2) 用公式(10)求被分析信号 $x_{k=0}$ 的自谱窗 WVD 分布 $\text{WVD}_{x_k \text{自谱}}(t, f)$, 另 $x_0(t) = x(t)$ 。

3) 用 W_{h_k} 对 $\text{WVD}_{x_k \text{自谱}}(t, f)$ 的时频平面上用二维最小二乘法进行拟合, 即

$$\Delta = \iint | \text{WVD}_{x_k \text{自谱}}(t, \omega) - W_{h_k}(t, \omega) |^2 dt d\omega. \quad (12)$$

最小二乘法的意义就是要适当确定 h_k 的参数 $\sigma, t_0, \omega_0, \beta$, 使根据 W_{h_k} 算出的能量值与残余信号 TFDS 的能量值之间的残差平方和 Δ 为最小, 即求解方法是计算 Δ 对各个系数 $\sigma, t_0, \omega_0, \beta$ 的偏导数, 并令其为 0, 即 $\partial\Delta/\partial a_i (a_i = \sigma, t_0, \omega_0, \beta)$, 可得到 4 个联立方程

$$f_j(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4) = \partial \Delta / \partial a_i = 0, \\ (i = 1, 2, 3, 4, \alpha_1 = \sigma, \alpha_2 = t_0, \alpha_3 = \omega_0, \\ \alpha_4 = \beta, j = 1, 2, 3, 4)。 \quad (13)$$

由于把 Δ 看成自变量为 $\sigma, t_0, \omega_0, \beta$ 的一个 4 元函数, 所以问题就归结为求方程组(13)的解。由于式(13)为非线性方程组, 不便直接求出各参数的精确解。这里采用经典的高斯-牛顿法, 依次可求得 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ 的估计值, 也就确定了 h_k 的各项参数。

4) 从信号中减去步骤 3 求得的分量, 即

$$x_{k+1}(t) = x_k(t) - c_k h_k(t), \quad (14)$$

其中 $c_k = \langle s_k, h_k \rangle$ 代表第 k 次分解的扩展系数, 因为每次拟合时, 总是先拟合出时频能量相对集中在较小时频区域的信号分量。也就是找到与信号残余最匹配的一个基函数。

5) 重复上述步骤 k 次后, 设最后的残余信号为 x_{k+1} , 定义重构信噪比作为残余信号有用信号提取程度的一个测度, 即

$$\text{SNR}_k = 10 \lg \left\{ \frac{\|x(t)\|^2}{\|x_{k+1}(t)\|^2} \right\} (\text{dB})。 \quad (15)$$

随着分解的次数增多, SNR_k 也会增大, 信号的提纯精度也会提高。但是分解的次数过多就会造成将噪声看作有用信号被提取出来。因此, 不仅要设定 SNR_k 的门限值 P 来控制拟合迭代次数 k , 而且还要比较前后两次拟合信号 $x_k(t)$ 与 $x_{k+1}(t)$ 的能量, 如果两者能量相差不大, 那说明已经拟合出了噪声信号, 这时候拟合应该停止。

6) 用拟合出的基函数及其扩展系数用公式(1)对信号进行重构。

从上面的原理和步骤可看出, 不同于传统的时变滤波器, 如 Kalman 滤波器, 只有知道信号和噪声的统计特性才能获得最优滤波, 时频相关匹配的消噪法无须知道这些统计特性的先验知识, 在 Chirplet 基函数对自谱 WVD 匹配的过程中, 会自适应地调节基函数的参数, 以适应信号和噪声未知的或随时间变化的统计特性, 只要将达到信噪比指标以前的所拟合出的所有基函数进行重构, 就可实现信号和噪声的有效分离。由于这种消噪方法不要求知道噪声的统计特性, 因此, 要消除的噪声不管是高斯噪声还是非高斯噪声, 只要其具有时-频均布特性, 都可用该方法得到有效的抑制。

3 仿真信号实例

下面分析的对象是一个线性调频信号、一个二次调频信号和高斯白噪声的线性组合信号

$$x(t) = x'(t) + n(t),$$

$$x'(t) = \cos(2000\pi t(t^2 - 0.4t + 0.7)) + \\ \cos(2000\pi t(0.4t + 0.35)),$$

其中: $0 \leq t \leq 1$ s, $n(t)$ 为高斯白噪声, 信号的信噪比为 2 dB, 采样频率为 200 Hz。

图 1 为其 STFT、WVD 以及自谱窗 WVD。由图可见, 自谱窗 WVD 能够准确地展现这 2 个调频信号的时频特性, 其时间和频率分辨率均优于 STFT, 而且没有 WVD 中所出现的交叉项。由于 $x'(t)$ 是一个典型的多分量线性调频信号, 线性调频高斯函数 h_k 作为基函数是必然的选择, 然后再按照提出的方法用 h_k 的 WVD 分布对自谱窗 WVD 进行二维拟合。时频面上的拟合过程即信号能量的提取过程, 所以信号的主要成分集中在前几步分解中提取, 而信号的一些细节则需要经过后续的多次拟合才能匹配出来。

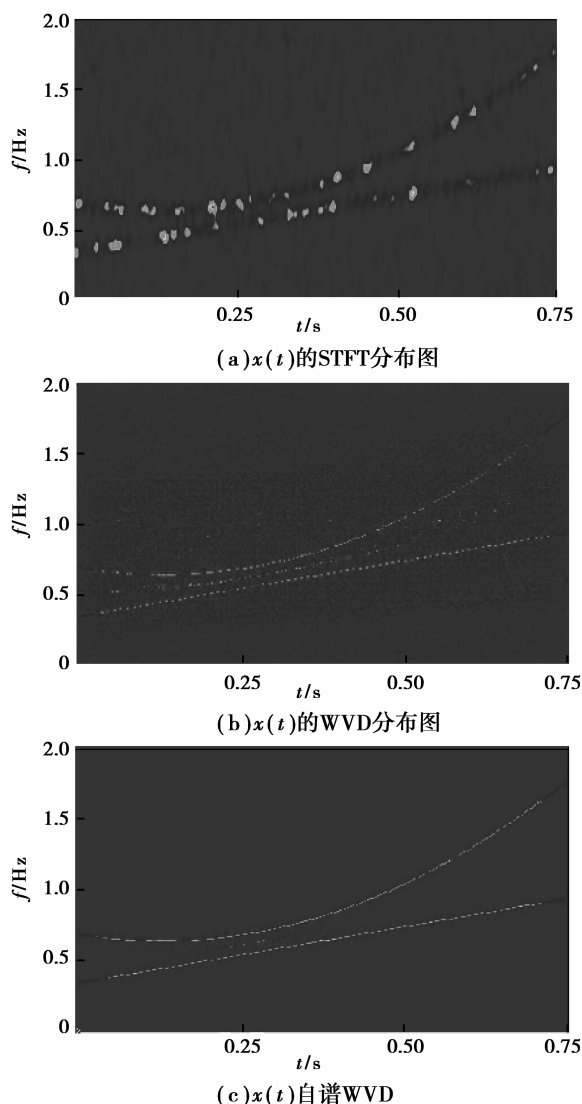


图 1 信号 $x(t)$ 的时频分布图

图 2 给出了经过 8、16、24 次拟合后的重构信号。从图 2 中可以看出,随着拟合次数的增加,3 次重构信号的信噪比分别为 5.75、18.27、24.13,需提纯信号 $x'(t)$ 的能量基本被提出来,变化趋于平缓,24 次以后信噪比增加不太明显,且前后两次拟合出的基函数能量相差不大,可认为 $x'(t)$ 基本被提取出来,拟合可以停止。从 24 次拟合前后的信号频谱也可以看出,提纯后的信号频谱与 $x'(t)$ 频谱基本一致,各个频带的噪声都得到了很好的抑制。

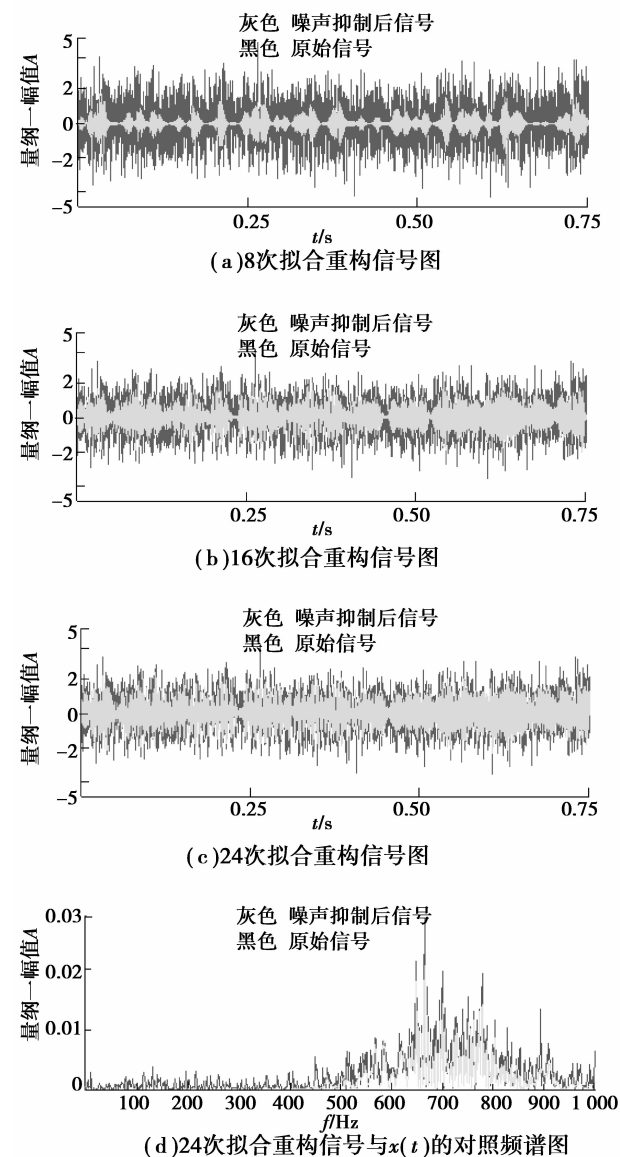


图 2 信号 $x(t)$ 拟合重构图

4 应用

下面以齿轮箱的故障信号作为分析实例对上述方法进行验证。齿轮一般在正常工况下的振动信号是由两部分组成的,一部分是齿轮啮合引起的振动,

另一部分是干扰引起的振动。齿轮箱的故障信号通常具有明显的调幅调频的调制现象,其调制信息代表了机械内部的运行特征。图 3(a)是单级齿轮的振动信号,图 3(b)为其频谱。该齿轮箱的主动齿轮为 20 齿,从动齿轮为 33 齿,输入轴转速 900 r/min。齿轮故障为主动齿轮有一个齿有裂纹。系统的采样频率为 3 kHz,信号抗混滤波的截止频率为 500 Hz。经计算该齿轮箱输入轴的频率 $f_{r1} = n/60 = 15$ Hz 的啮合频率 $f_m = z f_r = n z / 60 = 300$ Hz,输入轴的频率为 $f_{r2} = 9.09$ Hz。采用提出的方法对其进行处理后,得到的噪声抑制后的信号如图 3 所示。从图中可看到明显的周期性调制特征,调制周期约为 0.067 s,与输入轴的频率相对应,由此可判断故障出现在主动齿轮上。从齿轮信号提纯前后的频谱(图 3(c))也可以看出,原始齿轮信号的啮合频率及边带几乎完全淹没在噪声中,而提纯后的信号在 300 Hz 出的边频带非常明显,从其边带间隔也可判断故障出现在主动齿轮上,与事实相符合。

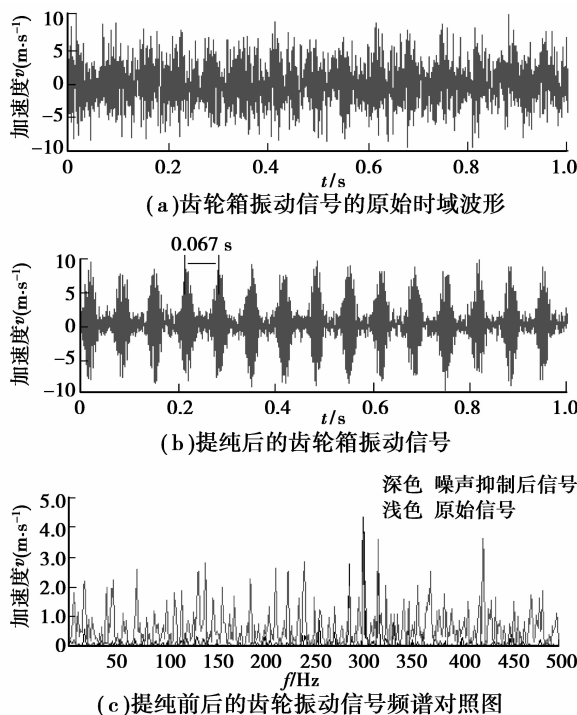


图 3 齿轮箱振动信号

5 结论

笔者利用 WVD 分布中自项与交叉项的不相关性,采用基于 STFT 谱图作为时频窗,对 WVD 交叉干扰项进行了有效抑制。在此基础上结合 Chirplet 时频分解原理,将被分析信号扩展成一系列基函数簇,继而对扩展的基函数进行有选择性的

重构,达到了信号提纯的目的。该算法不需要有被测信号的先验知识,并且与传统的滤波消噪算法相比无需进行滤波器设计,对噪声频带与有用信号频带是否交叠也无要求,特别是对于非平稳信号的噪声抑制具有明显的优越性。要指出的是,该算法涉及多个多次的二维时频分布计算,其运算量较大,有待进一步的优化。实验结果已经验证了该方法对噪声抑制的有效性和可行性,因此,该方法具有实际工程应用价值。

参考文献:

- [1] 曹冲锋,杨世锡,杨将新. 大型旋转机械非平稳振动信号的 EEMD 降噪方法[J]. 振动与冲击, 2009, 28(9): 33-37.
CAO CHONG-FENG, YANG SHI-XI, YANG JIANG-XIN. De-noising method for non-stationary vibration signals of large rotating machineries based on ensemble empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(9): 33-37.
- [2] 汤宝平,刘文艺,蒋永华. 基于交叉验证法优化参数的 Morlet 小波消噪方法[J]. 重庆大学学报, 2010, 33(1): 1-4.
TANG BAO-PING, LIU WENYI, JIANG YONG-HUA. Parameter optimized morlet wavelet de-noising method based on cross validation method [J]. Journal of Chongqing University, 2010, 33(1): 1-4.
- [3] BOZCH A, LIANG M. A smoothness index-guided approach to wavelet parameter selection in signal denoising and fault detection[J]. Journal of Sound and Vibration, 2007, 308 (2): 246-267.
- [4] 周福昌,陈进,何俊,等. 循环平稳信号处理在机械设备故障诊断中的应用综述[J]. 振动与冲击, 2006, 25(5): 148-152.
ZHOU FU-CHANG, CHEN JIN, HE JUN, et al. Survey of the application of cycle-stationary signal processing in machinery fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2006, 25(5): 148-152.
- [5] 向玲,唐贵基,胡爱军. 旋转机械非平稳振动信号的时频分析比较[J]. 振动与冲击, 2010, 29(2): 42-45.
XIANG LING, TANG GUI-JI, HU AII-JUN. Vibration signal's time-frequency analysis and comparison for a rotating machinery [J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(2): 42-45.
- [6] 郑生华,徐大专,靳学明,等. 基于时频分析的雷达侦察信号处理技术[J]. 重庆大学学报:自然科学版, 2006, 29(11): 96-99.
ZHENG SHENG-HUA, XU DA-ZHUAN, JIN XUE-MING, et al. Signal processing techniques for radar reconnaissance system based on time-frequency analysis[J]. Journal of Chongqing University: Natural Science Edition, 2006, 29(11): 96-99.
- [7] LE T G, CRISTINI P, FAVRETTO C N, et al. Wavefield extraction using multi-channel chirplet decomposition[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2010, 127(4): 140-145.
- [8] FENG Z P, CHU F L. Nonstationary vibration signal analysis of a hydroturbine based on adaptive chirplet decomposition [J]. Structural Health Monitoring, 2007, 6(4): 265-279.
- [9] GHOFRANI S, MCLEMON D C, AYATOLLAHI A. Conditional spectral moments in matching pursuit based on the chirplet elementary function [J]. Digital Signal Processing, 2008, 18(5): 694-708.
- [10] 褚福磊,彭志科,冯志鹏,等. 机械故障诊断中的现代信号处理方法[M]. 北京:科技出版社, 2009.
- [11] ZHAO B, BASIR O A, MITTAL G S. Estimation of ultrasound attenuation and dispersion using short time Fourier transform [J]. Ultrasonic, 2005, 43 (5): 375-381.
- [12] 隆志力,吴运新,韩雷,等. 引线键合劈刀超声振动信号的时频分析[J]. 振动、测试与诊断, 2006, 26(4): 296-298.
LONG ZHI-LI, WU YUN-XIN, HAN LEI, et al. Time-frequency analysis of capillary tip vibration in thermosonic bonding process[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2006, 26(4): 296-298.
- [13] 高宪军,陈超,张杰,等. 抑制维格纳分布交叉项的联合算法[J]. 吉林大学学报, 2009, 27(2): 127-129.
GAO XIAN-JUN, CHEN CHAO, ZHANG JIE, et al. Amelioration algorithm to suppress the cross-term interference of WVD [J]. Journal of Jilin University, 2009, 27(2): 127-129.
- [14] 程发斌,汤宝平,刘文艺. 一种抑制维格纳分布交叉项的方法及在故障诊断中应用[J]. 中国机械工程, 2008, 19(14): 1727-1731.
CHENG FA-BIN, TANG BAO-PING, LIU WEN-YI. A method to suppress cross-terms of wigner-ville distribution and its application in fault diagnosis[J]. China Mechanical Engineering, 2008, 19 (14): 1727-1731.
- [15] ZHONG J A, HUANG Y. Time-frequency representation based on an adaptive short-time fourier transform[J]. Ieee Transactions on Signal Processing, 2010, 58(10): 5118-5128.