

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.08.013

三点对称差分能量算子与经验小波变换在 轴承故障诊断中的应用*

徐元博 蔡宗琰

(长安大学 道路施工技术与装备教育部重点实验室 西安 710064)

摘要: 实际应用中研究机械系统的工作状态时,通常会对其所产的信号进行研究分析,从而得出相关结论。这些由机械系统产生的信号一般含有多种不同波动的混合成分,为了得出可靠的结论,必须从复合信号和背景噪声中分离出有物理意义的成分。因此引入一种新的故障提取方法,首先利用一种较新的模态分解算法——经验小波变换,将一组信号分解成多个具有紧支撑傅里叶频谱的调幅-调频(AM-FM)分量;然后利用K-L散度值挑选出具有物理意义的分量;最后将挑选出的分量通过三点对称差分能量算子运算,得到其能量谱的同时也能得到瞬时频率,从而提取出故障特征。将该方法用于模拟信号和实际轴承故障信号,并且同之前的方法进行对比。结论表明,该方法不仅能很好的提取轴承故障特征,而且证明该方法具有更好的优越性。

关键词: 轴承故障诊断;经验小波变换;三点对称差分能量算子;瞬时频率

中图分类号: TH133.33;TG806 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Application of demodulation energy operator of symmetrical differencing and empirical wavelet transform in bearing fault diagnosis

Xu Yuanbo Cai Zongyan

(Key Laboratory of Road Construction Technology and Equipment, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: The working conditions of mechanic system in real life are generally studied by analysis of signals so that the exact conclusions will be drawn. These signals emanating from mechanic system commonly contain a mixture of different oscillations. For a reliable conclusion, it is necessary to separate a set of physically meaningful modes from the mixture and background noise. Based on that, a new method for bearing fault extraction is proposed in this paper. At first, a novel decomposition algorithm named empirical wavelet transform (EWT) is employed to decompose the fault signal into a set of AM-FM components that have a compact support Fourier spectrum. And then, K-L divergence method is used to select the sensitive component. Finally, the fault characteristic frequency is extracted by a new demodulation method called energy operator of symmetrical differencing (DEO3S) that can restrain the end effect, and the instantaneous frequency is obtained at the same time. The results of the simulation and bearing fault diagnosis experiments indicate that the method can effectively extract fault characteristic frequency, certifying its feasibility and superiority in comparison with the previous methods.

Keywords: bearing fault diagnosis; empirical wavelet transform; demodulation energy operator of symmetrical differencing; instantaneous frequency

0 引言

对于机械设备来说,它们在正常工作时表现出的振

动量,在时域和频域都表现出具有一定规律性的数据特征,因此一旦检测出实际振动数据的特征量不符合正常工况下的规律性时,即可判定设备的运行有异常情况或存在故障隐患,所以振动信号分析法已经在机械故障领

收稿日期:2017-02 Received Date: 2017-02

* 基金项目:中央高校教育教学改革专项经费建设项目(jgy16049,0012-310600161000)资助

域得到了广泛应用^[1-3]。

一个完整的机械设备系统有很多不同的分系统组成,每个分系统又由不同的零部件组成,因此一个完整的机械系统是非常复杂的。当机械系统某个零件发生故障时,从中提取的故障振动信号不可能是单一故障成分,其中必然包含了机械系统其他部分振动成分和不可避免的背景噪声,所以提取出感兴趣的成分是极其重要的一步。因此,很多学者致力于信号分离的相关研究当中,其中最著名的两种方法分别为独立分量分析^[4](independent component analysis, ICA)和经验模态分解^[5](empirical mode decomposition, EMD)。但 ICA 一般在多通道下应用,并且数学模型的建立是以无噪为基础,同时在大多数实际工况下,信号源的数目难以估计,这些问题限制了 ICA 的应用。EMD 作为一种非线性和非平稳信号的处理方法,它可将复合信号分解为多个本征模函数(intrinsic mode functions, IMFs),每个 IMF 都具有单一成分或单一频率特征,并且 EMD 还可像滤波器一样过滤大量的高频噪声^[6],因此很多学者将 EMD 同 ICA 组合使用,使其在单通道下应用成为可能^[7],可以看出 EMD 在故障诊断领域的应用更加广泛。但 EMD 也面临着一系列应用限制,其中最大的不足就是易发生模态混叠现象,产生物理意义不明确的分量,这样容易造成误导甚至得出错误结论。针对 EMD 的不足, Wu 等人^[8]在其基础上提出了集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD),该方法原理简单,其筛分本质与 EMD 一样,只是在整个时频空间中加上均匀分布的白噪声,利用这一特点, EEMD 在克服模态混叠现象上取得良好效果,因此在众多科研领域得到广泛应用^[9-13]。但 EEMD 作为噪声辅助型方法,必然会存在几个问题:1)在分解完后,每个 IMF 中会留有残余白噪声^[14];2)要涉及到添加白噪声的数量和集成平均次数^[8],而这两个量的选择一般是人为选择,因此从严格意义上来说, EEMD 并不是一种完全的自适应分解算法;3)随着集成次数的增加, EEMD 的运行时间会非常巨大。基于此,本文采用一种新的模态分解算法——经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT),算法于 2013 年由 Gilles 等人^[15]提出,该算法对上述模态分解算法中存在的不足,进行了很大的改进,方法的核心思想是通过信号的频谱进行自适应划分,构造合适的正交小波滤波器组以提取具有紧支撑傅里叶频谱的调幅-调频(AM-FM)成分,且计算量也小于 EMD 和 EEMD^[16]。将该算法与三点对称差分能量算子(eemodulation energy operator of symmetrical differencing, DEO3S)结合, EWT 与 DEO3S 结合有两个目的:1)利用 DEO3S 的优点, DEO3S 不同于希尔伯特变换(Hilbert transform, HT)和傅里叶变换(Fourier transform, FT),它不属于积分变换,而是基于求

导运算,因此计算复杂性低,并且能更好的抑制端点效应^[17];2)利用其缺点, DEO3S 属于能量算子中的一种方法,因此只对单一频率成分信号有很好的作用,但如果信号中含有噪声成分时, DEO3S 的作用将会受到限制^[18]。因此利用这个缺点,可以将其用为衡量模态分解算法好坏的标准,分解后的 IMF 成分越单一,含有噪声成分越少, DEO3S 的作用会更加明显,反之,则越差,后面的章节会做详细数学推导。最后将 EWT 与 DEO3S 应用在仿真信号和真实轴承故障信号上,并与对其他现有的方法在性能上进行对比,验证了该算法具有更加优秀的性能,也为其他科研领域提供了新的参考。

1 EWT 原理

经验小波变换实际上就是对信号的傅里叶频谱进行划分,它关系到自适应划分的结果,因此也是非常重要的一步,并建立一组适合待处理信号的小波滤波器。对信号的傅里叶频谱进行划分时,一般规定规范化的信号傅里叶频谱的频率范围为 $[0, \pi]$ 。假设信号由 N 个单分量成分组成,找到频谱图中的极大值,假设极大值个数为 M ,将这些极大值降序排列,则存在两种情况:

1) $M \geq N$ 时,此时该算法找到了足够的极大值,保留前 N 个极大值;

2) $M < N$ 时,此时信号包含的单分量个数小于期望的分量个数 N ,保留所有的极大值,并且对 N 值进行重置。

通过以上两种情况并确定极大值个数之后,将频率范围为 $[0, \pi]$ 的傅里叶频谱划分成 N 个连续的区间,然后确定 $N+1$ 条边界线,其中 0 和 π 分别为第一条和最后一条边界线,另外再确定 $N-1$ 条边界线。过 ω_n 所在点作相邻 2 个区间的分界线,那么每一段可表示为:

$$\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n] \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

$$\cup_{n=1}^N \Lambda_n = [0, \pi] \quad (2)$$

以每个 ω_n 为中心,宽度为 $T_n = 2\tau_n$ 定义了一个过渡段,具体划分如图 1 所示,其中阴影部分表示以 ω_n 为中心,宽度为 $2\tau_n$ 的过渡段,其中 $\tau_n = \gamma\omega_n$, γ 为系数。

在确定完分割区间 Λ_n 后,对其加小波窗,根据 Meyer 小波构造方法,定义经验尺度函数和经验小波函数分别由下式表示:

$$\hat{\varphi}_n(\omega) = \begin{cases} 0, & |\omega| < (1-\gamma)\omega_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right], & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

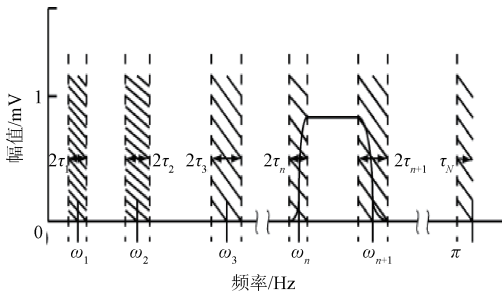


图 1 傅里叶坐标分割示意图

Fig.1 Schematic diagram of Fourier coordinates segmentation

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & (1 + \gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1 - \gamma)\omega_{n+1} \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega| - (1 - \gamma)\omega_{n+1})\right)\right], & (1 - \gamma)\omega_{n+1} \leq |\omega| \leq (1 + \gamma)\omega_n \\ \sin\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega| - (1 - \gamma)\omega_{n+1})\right)\right], & (1 - \gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1 + \gamma)\omega_{n+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3) \quad (5)$$

$$\lambda < \min_n \frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \quad (6)$$

根据经典小波变换的构造方法构造经验小波变换, 细节系数和近似系数分别为:

$$w_f^e(n, t) = \langle f, \psi_n \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau = (\hat{f}(\omega) \overline{\hat{\psi}_n(\omega)})^V \quad (7)$$

$$w_f^e(0, t) = \langle f, \varphi_1 \rangle = \int f(\tau) \overline{\varphi_1(\tau - t)} d\tau = (\hat{f}(\omega) \overline{\hat{\varphi}_1(\omega)})^V \quad (8)$$

对信号进行重构, 得到:

$$f(t) = w_f^e(0, t) \times \varphi_1(t) + \sum_{n=1}^N w_f^e(n, t) \times \psi_n(t) = (\hat{w}_f^e(0, \omega) \hat{\varphi}_1(\omega) + \sum_{n=1}^N \hat{w}_f^e(n, \omega) \times \hat{\psi}_n(\omega))^V \quad (9)$$

通过式(9), 得到经验模态函数 f_k , 可通过下式表示:

$$f_0(t) = w_f^e(0, t) \times \varphi_1(t) \quad (10)$$

$$f_k(t) = w_f^e(k, t) \times \psi_k(t) \quad (11)$$

2 DEO3S 原理

2.1 DEO3S 数学模型及其优点

能量算子方法理念易于理解, 主要是基于式(12)的信号形式发展形成:

$$x(t) = a \cos(\omega t) \quad (12)$$

则一个能量算子定义如下:

$$\psi(x) = \dot{x}^2 - x\ddot{x} \quad (13)$$

$$\psi(x(n)) = \dot{x}^2(n) - x(n-1)x(n+1) \quad (14)$$

式中: \dot{x} 和 \ddot{x} 分别代表 $x(t)$ 的一阶导数和二阶导数; $\psi(x)$ 为动能和势能的总和, 因此该方法称为能量算子。式(14)为离散信号形式。将式(12)和其导数形式代入式(13)得到:

$$\psi(x) = a^2\omega^2, \psi(\dot{x}) = a^2\omega^4 \quad (15)$$

将式(15)中两个式子进行简单运算可以得到:

$$\omega = \sqrt{\frac{\psi(\dot{x})}{\psi(x)}}; a = \frac{\psi(x)}{\sqrt{\psi(\dot{x})}} \quad (16)$$

三点对称差分能量算子在其基础上建立起来, 首先定义差分序列:

$$y(n) = \frac{[x(n+1) - x(n)] + [x(n) - x(n-1)]}{2} = \frac{x(n+1) - x(n-1)}{2} \quad (17)$$

在原离散信号的基础上进行平滑处理, 则 $y(n)$ 的差分序列为:

$$\tilde{y}(n) = \frac{x(n+1) - 2x(n) + x(n-1)}{4} \quad (18)$$

将式(17)和(18)代入式(14), 得到改进后的能量算子, 如下式:

$$\tilde{\psi}(x(n)) = \frac{\psi[x(n+1)] + 2\psi[x(n)] + \psi[x(n-1)]}{4} \quad (19)$$

使用传递函数 $H(z) = z(1 + 2z^{-1} + z^{-2})$ 求解新的能量算子, 得到新的幅值估计值和瞬时频率 (instantaneous frequency, IF) 估计值,

$$a(n) \approx \frac{2\psi[x(n)]}{\sqrt{\psi[x(n+1) - x(n-1)]}} \quad (20)$$

$$\omega(n) \approx \frac{1}{2} \arccos\left[1 - \frac{\psi[x(n+1) - x(n-1)]}{4\psi[x(n)]}\right] \quad (21)$$

因此通过式(20)和(21)可以得到该信号的幅值 a 和瞬时频率 ω 。三点对称差分能量算子对于 HT 中常出现的端点效应有着较好的抑制作用, 图 2 所示为 DEO3S、HT 和传统能量算子对解调信号处理后的结果对比, 解调信号如下式:

$$f(t) = (2 + \exp(-10t) \cos(2\pi 10t)) \times (\cos(2\pi 100t)) \quad (22)$$

从图 2(a) 可以看到 DEO3S 求解得到的包络和 HT 得到的包络相差无几, 而传统能量算子稍差之; 但从图 2(b) 可以看到 DEO3S 几乎没有出现端点效应, 而 HT 的和传统能量算子的端点效应较为明显; 从图 2(c) 可以明显看出 DEO3S 性能要强于前两种方法。

2.2 DEO3S 的缺点及其应用

从式(12)容易看出能量算子的数学模型是建立在

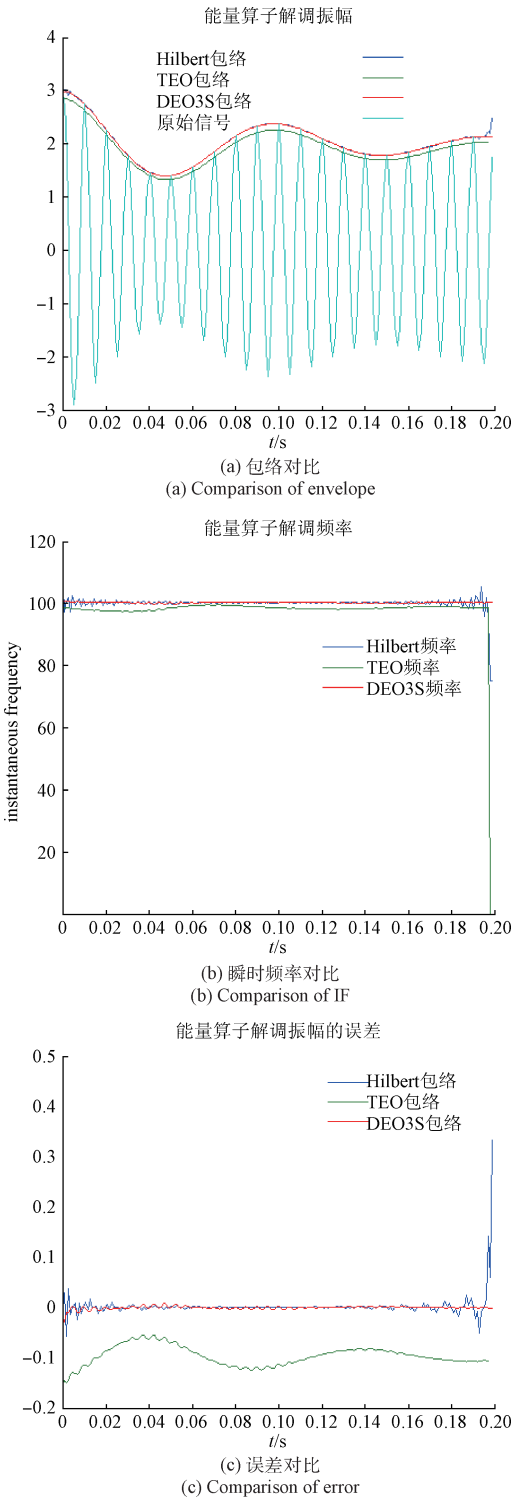


图2 3种方法的性能对比

Fig.2 Performances comparison of the three methods

单一分量的信号基础上,则混入噪声的数学模型,不失一般性,可由表示如下:

$$x(t) = s(t) + \eta(t) \tag{23}$$

式中: $s(t)$ 代表无信号影响的部分; $\eta(t)$ 代表零均值白噪

声信号,并且设方差为 σ^2 。式(23)的能量算子仍为 $\psi(x) = x^2 - x\ddot{x}$,则该能量算子的期望值可表示为下式:

$$E\{\psi(x)\} = \{x^2 - x\ddot{x}\} = E\{x^2\} - E\{x\ddot{x}\} \tag{24}$$

将式(23)和它的一阶导数及二阶导数形式代入式(24),经过运算化简得:

$$E\{\psi(x)\} = E\{s(t)\} + E\{\eta(t)\} + 2E\{\tilde{\psi}[s(t), \eta(t)]\} \tag{25}$$

$$\tilde{\psi}\{s(t), \eta(t)\} = s(t)\eta(t) - \frac{1}{2}s(t-1)\eta(t+1) - \frac{1}{2}s(t+1)\eta(t-1) \tag{26}$$

因为 $s(t)$ 和 $\eta(t)$ 都为零均值且相互独立^[19],所以式(25)中的 $E\{\tilde{\psi}[s(t), \eta(t)]\} = 0$ 。因此式(25)变为式(27)。

$$E\{\psi(x)\} = E\{s(t)\} + E\{\eta(t)\} = E\{s(t)\} + \sigma^2 \tag{27}$$

通过式(27)可以看出,当噪声存在时,噪声会对能量算子的估计结果造成影响,从而式(21)得出的瞬时频率相对于无噪声时,会随着噪声方差值的变化发生偏离, σ^2 越大,偏离程度就越大,说明分解的效果就越差。因此这就是引言中所叙述的能量算子的缺点,从而在使用该方法前,前提是必须有一个足够有效的分解算法来把信号中的其他成分或背景噪声尽可能去除,使其最大限度成为单一成分的分量,所以利用该方法得到能量谱和瞬时频率的同时,也可作为检验分解算法好坏的标准。

3 仿真与实验

本部分首先将EWT与EMD、EEMD进行仿真实验对比,然后将本文提出的方法分别应用于仿真信号和真实的轴承故障信号中。

3.1 分解性能对比实验

实验采用文献[15]中的分段信号,该信号由一个二次函数项,一个Chirp信号和一个分段信号组成,其形式如下式所示,图3所示为原始信号和各个分量信号波形。

$$f_{\text{sig1}}(t) = \underbrace{6t^2}_{f_1} + \underbrace{\cos(10\pi t + 10\pi t^2)}_{f_2} + \begin{cases} \cos(60\pi t), & t \leq 0.5 \\ \cos(80\pi t - 10\pi), & t > 0.5 \end{cases} \tag{28}$$

现用EMD、EEMD和EWT对该信号进行分解,如图4所示,3种方法对于前两个信号分量 f_1 和 f_2 都能很好的分解出来,但是对于最后一个分段信号 f_3 ,可以明显看出,EMD的分解是失败的,虽然EEMD对于分段信号 f_3 有一定的分解作用,但从波形图上看分解效果仍然较差,而EWT可以很好的将分段信号分解出来,说明EWT的分解性能强于EMD和EEMD。

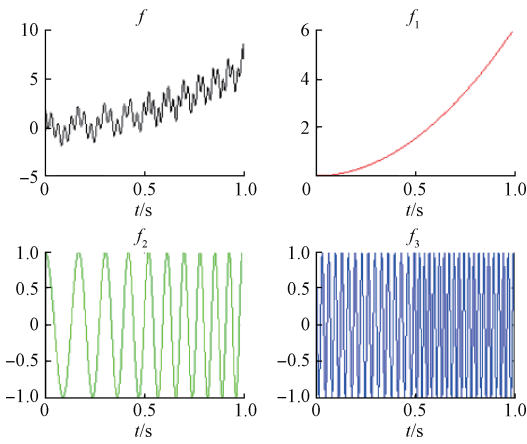
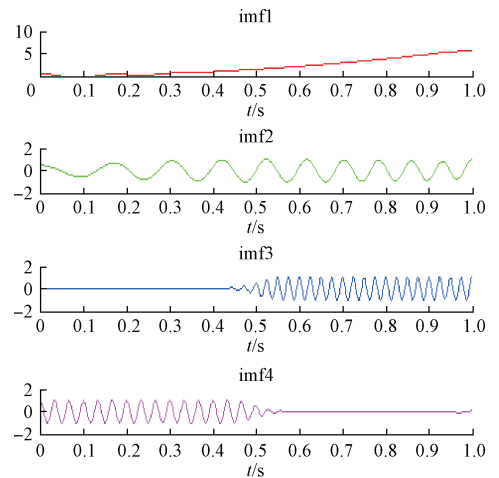


图 3 原始信号和分量信号波形

Fig. 3 Waveforms of original signal and component signal



(c) EWT分解
(c) Result of EWT on f_{sig1}

图 4 分解性能对比

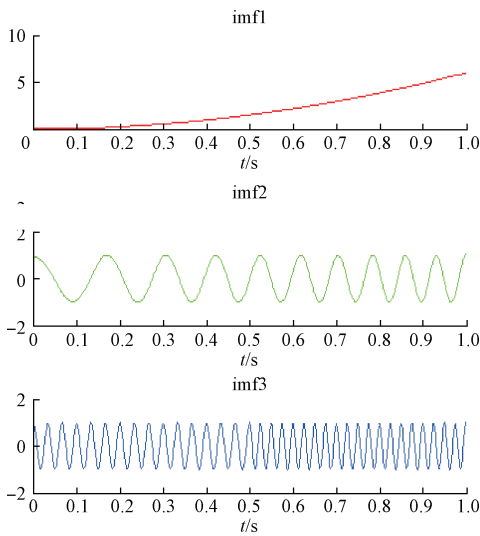
Fig. 4 Comparison of decomposition performance

3.2 噪声鲁棒性实验

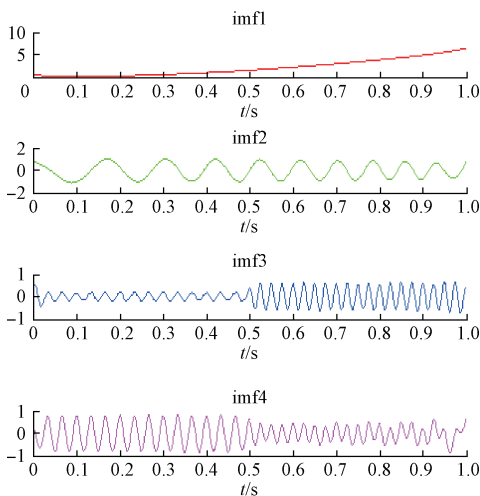
噪声鲁棒性对比实验利用文献[20]中具有不同的相函数、幅值和瞬时频率的 3 个正弦波组成的信号和一个间歇噪声信号相混合的仿真信号,如下:

$$f_{sig2}(t) = \underbrace{\sin(2\pi 10t + \frac{\pi}{2})}_{f_1} + \underbrace{0.2\sin(2\pi 4t + \frac{\pi}{3})}_{f_2} + \underbrace{0.1\sin(2\pi t - \frac{\pi}{4})}_{f_3} + f_{intermittent} \quad (29)$$

式中: $f_{intermittent}$ 代表间歇噪声信号。原始信号、各个正弦波信号和间歇噪声信号如图 5 所示,



(a) EMD分解
(a) Result of EMD on f_{sig1}



(b) EEMD分解
(b) Result of EEMD on f_{sig1}

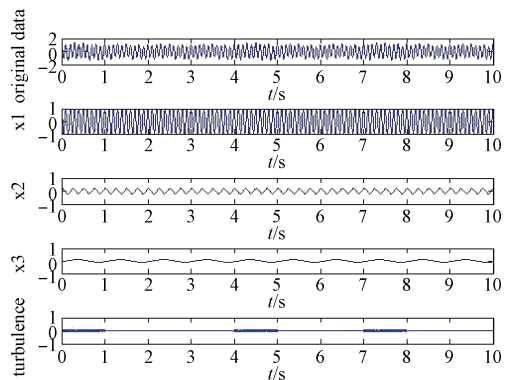


图 5 原始信号和分量信号波形

Fig. 5 Waveforms of original signal and component signal

现用 EMD、EEMD 和 EWT 对该信号进行分解,如图 6 所示,可以看出在间歇噪声信号的影响下,EMD 的分解是失败的,发生了很严重的模态混叠现象,而 EEMD 和 EWT 从波形图上可以看出都将信号较好的分解出来,基本未发生混叠现象。

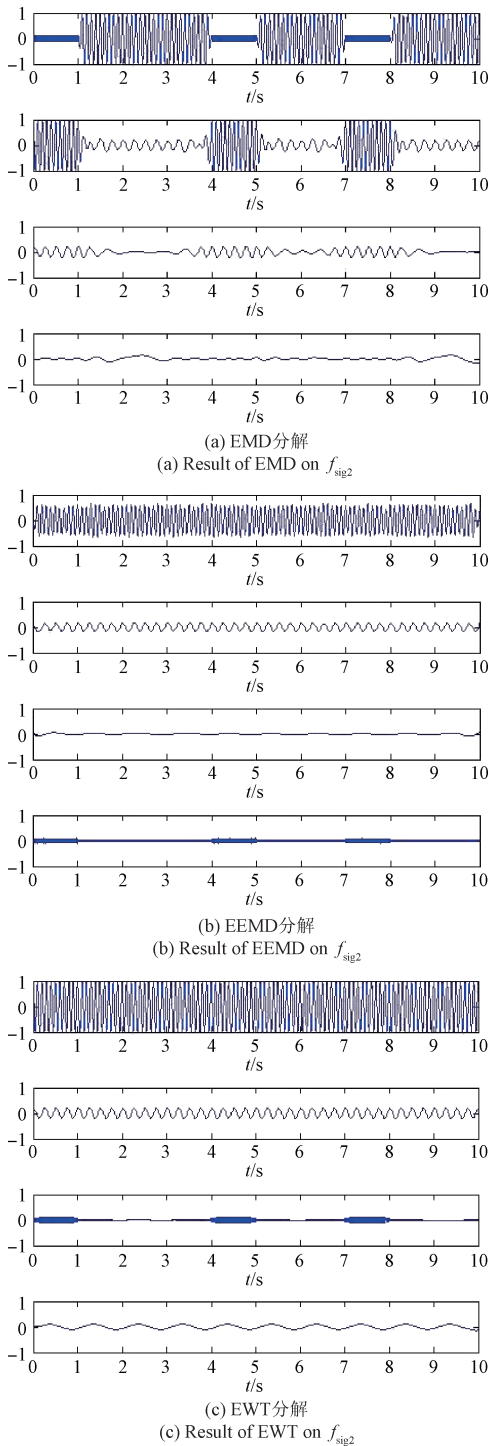


图6 分解结果对比

Fig. 6 Comparison of decomposition results

从图6的波形上不能更好的分辨EEMD和EWT的性能好坏,因此这里采用前面章节提出的DEO3S判断方法来进行分辨,用DEO3S得出各个模式分量的瞬时频率,如图7所示,通过对比可以看出,EWT分解出的模式瞬时频率谱线,除了个别点外有些波动,波动非常小,说

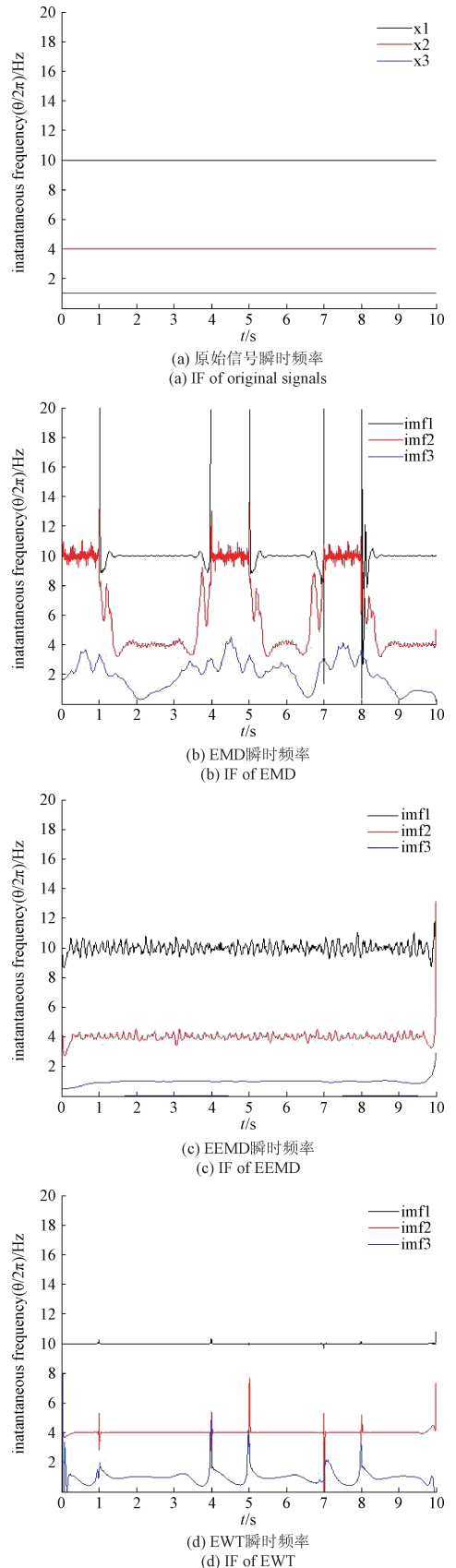


图7 瞬时频率对比

Fig. 7 Comparison of IF

明分解后的模态分量成分更加单一,分解效果较好。而 EEMD 分解出的模态瞬时频率谱线明显发生了小波动, EMD 分解出的模态瞬时频率谱线则发生了非常程度的波动,同它的波形是一致的。因此在噪声鲁棒性上 EWT 也具有明显的优势。

3.3 真实轴承故障信号处理

本文采用的轴承故障数据由美国西储大学网站提供,轴承内圈和外圈的点蚀故障采样频率为 12 kHz,电机的转速为 1 797 r/min,即工频为 $f = 29.95 \text{ Hz}$,取采样点数 10 000 个,轴承内圈的故障频率为 $f_i = 162.18 \text{ Hz}$,外圈的故障频率 $f_o = 107.36 \text{ Hz}$ 。

3.3.1 内圈故障特征提取

图 8 所示为内圈故障波形图和频谱图,可以看出频谱图上未显示出轴承内圈频率 $f_i = 162.18 \text{ Hz}$ 。

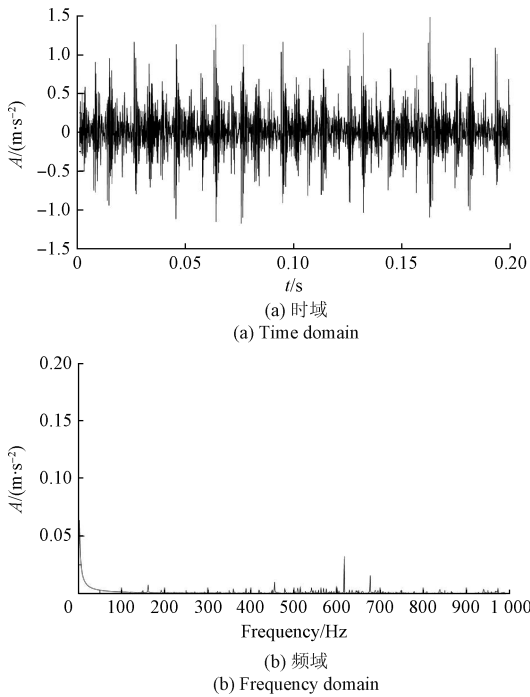


图 8 内圈故障信号时域和频域

Fig. 8 Time domain and frequency domain of inner fault signal

现用 EEMD 和 EWT 分别对内圈故障信号进行分解(因 EMD 效果较差,此部分只进行 EEMD 和 EWT 的对比),根据 K-L 散度值^[21]选取最佳分量,值越小,表明关系越近,是信号的真实成分。表 1 所示为两种方法分解后各个模态分量的 K-L 值。分别选取 EEMD 分解后的分量 imf2 和 EWT 分解后的分量 imf3,采用 DEO3S 分别对这两个分量信号进行处理,得到的能量谱如图 9 所示,虽然两种方法都能提取出故障频率,但 EWT 的能量谱中故障频率谱线更加明显。

表 1 K-L 散度值

Table 1 K-L divergence values

模态分量	imf1	imf2	imf3	imf4	imf5
EEMD	0.159 9	0.137 1	0.154 7	0.280 1	0.289 5
EWT	0.707 9	0.231 1	0.006 0	0.139 6	0.150 4

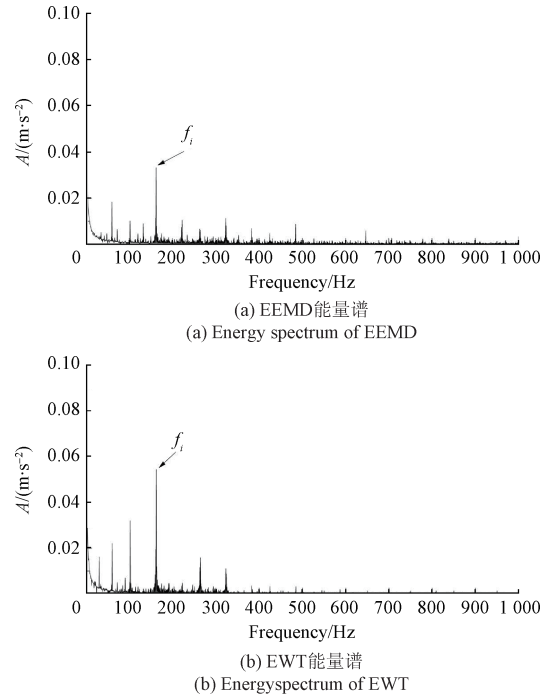


图 9 能量谱对比

Fig. 9 Comparison of energy spectrum

图 10 所示为 DEO3S 求出的两个分量的瞬时频率,可以看出 EWT 分解后的分量 imf3 的瞬时频率的波动明显小于 EEMD 分解后的分量 imf2 的瞬时频率,说明 EWT 的频率混叠现象明显小于 EEMD 的。

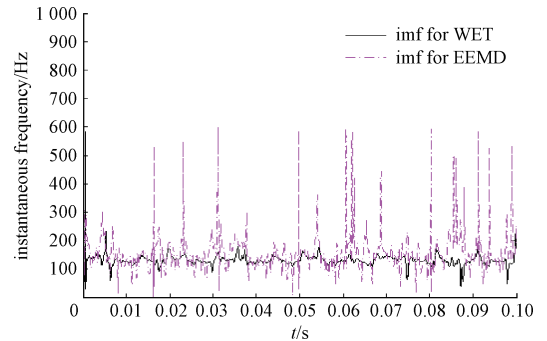


图 10 瞬时频率对比

Fig. 10 Comparison of IF

3.3.2 外圈故障特征提取

图 11 所示为外圈故障波形图和频谱图,同内圈一样可以看出频谱图上未显示出轴承外圈频率 $f_o = 107.36 \text{ Hz}$ 。

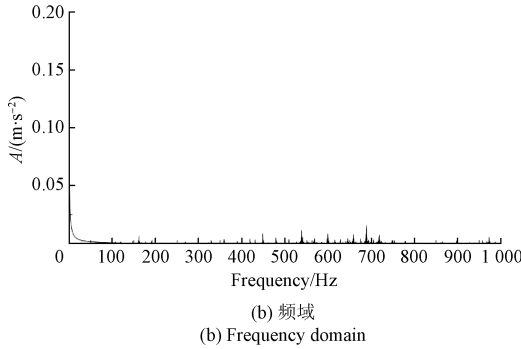
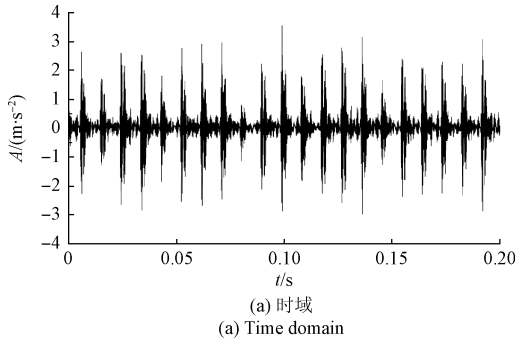


图 11 外圈故障信号时域和频谱

Fig. 11 Time domain and spectrum of outer fault signal

用 EEMD 和 EWT 对外圈故障信号进行分解,计算出各个模态分量的 K-L 散度值,如表 2 所示。分别选取 EEMD 分解后的分量 imf3 和 EWT 分解后的分量 imf2,采用 DEO3S 分别对这两个分量进行处理,得到的能量谱如图 12 所示,通过对比发现,情况同内圈能量谱类似,可以看出 EWT 的能量谱中故障频率谱线更加明显。

表 2 K-L 散度值

Table 2 K-L divergence values

模态分量	imf1	imf2	imf3	imf4	imf5
EEMD	0.178 3	0.116 0	0.036 0	0.223 8	0.461 1
EWT	0.330 0	0.005 3	0.157 3	0.129 0	0.150 4

图 13 所示为两个分量的瞬时频率,两个分量的瞬时频率谱线的波动程度相比于内圈小了很多,但 EWT 分解后的模态分量的瞬时频率谱线的波动程度仍然小于 EEMD。

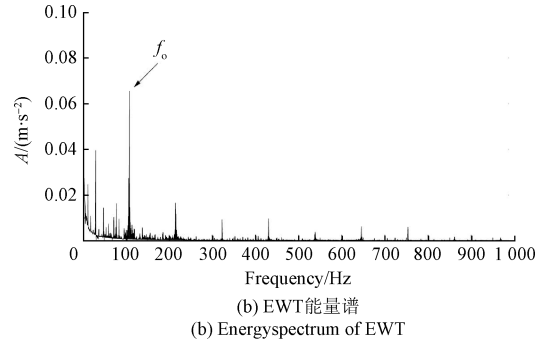
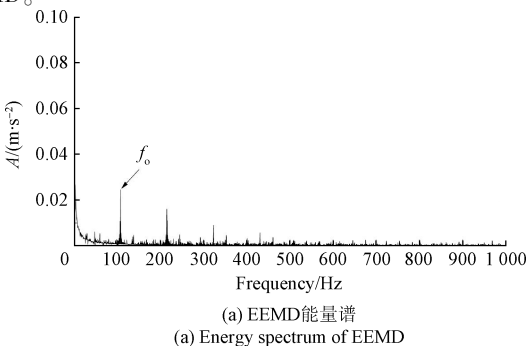


图 12 能量谱对比

Fig. 12 Comparison of energy spectrum

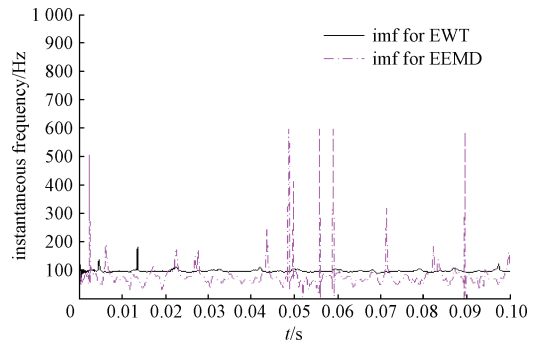


图 13 瞬时频率对比

Fig. 13 Comparison of IF

4 结论

DEO3S 相比于 HT 和传统的能量算子有着两大优点:能更好的去除端点效应和解包络误差更小。DEO3S 只能对成分较单一的信号有很好的作用,但可以利用这一不足,通过理论证明,提出了一种定量评价分解算法分解效果的标准。

通过模拟信号仿真可以看出,针对 EMD、EEMD 常见的不足之处,如抗混叠现象和噪声鲁棒性,EWT 都明显强于后两种算法,弥补了这两种算法的缺点。在真实轴承故障信号应用中,可以看出,EWT 和 DEO3S 可以很好的进行结合,充分利用各自的优点,能够很好的提取出轴承内外圈故障特征频率,因此将其应用到轴承故障领域或其他机械故障诊断方向是可行的。

参考文献

[1] 王福忠,石秀立.改进 PSO-SVM 算法的变压器分接开关故障诊断[J]. 电子测量技术,2016,39(11):190-194.

WANG F ZH, SHI X L. Tap-changer fault diagnosis of transformer based on improved PSO-SVM[J]. Electronic Measurement Technology, 2016,39(11):190-194.

- [2] 郭小青,李东新,田正宏,等. 基于噪声信号的振捣棒工作状态判定方法[J]. 国外电子测量技术,2016,35(8):15-18.
GUO X Q, LI D X, TIAN ZH H, et al. Vibrator rod state determining method based on the noise signal[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(8):15-18.
- [3] 普亚松,郭德伟,张文斌. 故障诊断技术在煤矿机械设备中的应用[J]. 工矿自动化,2015,41(4):36-39.
JIN Y S, GUO D W, ZHANG W B. Application of fault diagnosis technologies in coal mine machinery [J]. Industry and Mine Automation, 2015, 41(4):36-39.
- [4] 万晓凤,胡海林,余运俊,等. 基于独立量分析的 NPC 光伏逆变器故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报,2016,30(12):1915-1924
WAN X F, HU H L, YU Y J, et al. Fault diagnosis of NPC photovoltaic inverter based on independent component analysis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016,30(12):1915-1924.
- [5] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. The Royal Society,1998, 454(1971):903-995.
- [6] FLANDRIN P, RILLING G, GONCALVES P. Empirical mode decomposition as a filter bank [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004,11(2):112-114.
- [7] DAVIES M E, JAMES C J. Source separation using single channel ICA [J]. Signal Processing, 2007, 87(8):1819-1832.
- [8] WU ZH H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis,2011, 1(1):1-41.
- [9] WANG H, CHEN J, DONG G. Feature extraction of rolling bearing's early weak fault based on EEMD and tunable Q-factor wavelet transform [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2014,48(1-2):103-119.
- [10] CNOSSEN I, FRANZKE C. The role of the Sun in long-term change in the F2 peak ionosphere: New insights from EEMD and numerical modeling [J]. Journal of Geophysical Research: Space Physics, 2015,119(10): 8610-8623.
- [11] CHEN X, LIU A, MCKEOWN M J, et al, An EEMD-IVA framework for concurrent multi-dimensional EEG and Unidimensional kinematic data analysis [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2014, 61(7): 2187-298.
- [12] KRINIDIS S, KRINIDIS M, CHATZIS V. An unsupervised image clustering method based on EEMD image histogram [J]. Journal of Information Hiding & Multimedia Signal Processing,2012,3(2):151-163.
- [13] TONG W, ZHANG M, YU Q, et al. Comparing the applications of EMD and EEMD on time-frequency analysis of seismic signal [J]. Journal of Applied Geophysics,2012,83(6):29-34.
- [14] YE H J R, SHIEH J S, HUANG N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: A novel noise enhanced data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010,2(2):135-156.
- [15] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [16] 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, ZHU L L, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014,35(11):2423-2432.
- [17] 孟宗,李姗姗,李艳. 基于对称差分能量算子解调的局部均值分解端点效应抑制方法[J]. 机械工程学报,2014, 50(13):80-87.
MENG Z, LI SH SH, LI Y. Restraining method for end effect of local mean decomposition based on energy operator demodulation of symmetrical differencing [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(13): 80-87.
- [18] HUANG N E, WU ZH H, LONG S R, et al. On instantaneous frequency[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009,1(2):177-229.
- [19] JABLON F, CETIN A E. The teager energy based feature parameters for robust speech recognition in car noise[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech & Signal Processing 1999:273-27.
- [20] HOU T Y, SHI Z Q. Adaptive data analysis via sparse time-frequency representation[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2011,3(1):1-28.
- [21] 韩中和,李文华. 基于 K-L 散度的 EMD 虚假分量识别方法[J]. 中国电机工程学报,2012,32(11):112-117.
HAN ZH H, LI W H. A false component identification method of EMD based on Kullback-Leibler divergence[J]. Proceeding of the CSEE, 2012,32(11): 112-117.

作者简介



徐元博,1986年出生,2009年于浙江理工大学获得学士学位,2012年于西安建筑科技大学获得硕士学位,现为长安大学在读博士生,主要研究方向为机械系统智能化和状态监测。

E-mail:2016025001@chd.edu.cn

Xu Yuanbo was born in 1986, received B. Sc. from Zhejiang SCI-TECH University in 2009, and M. Sc. from Xi'an University of Architecture and Technology in 2012, respectively. Now he is a Ph. D. candidate in Chang'an University. His main

research interests include mechanical condition monitoring and intelligent mechanical system.



蔡宗琰,1964年出生,博士生导师,长安大学教授,主要研究方向为智能机器人,机械系统智能化和状态监测。

E-mail:czyan@chd.edu.cn

Cai Zongyan was born in 1964, and now he is professor and Ph. D. supervisor in Chang'an University. His main research interests include intelligent robot, mechanical condition monitoring and intelligent mechanical system.

PicoScopeDeepMeasure™ 可对每次采集的上千万个关键波形参数进行测量

——波形分析和搜索功能可帮助验证复杂设备的特点和性能

英国比克科技(Pico Technology)近日推出DeepMeasure分析工具。作为PicoScope 3000、4000、5000和6000系列示波器包含的标准配置,DeepMeasure可提供波形参数的自动测量,测量范围可达上千万个连续波形周期。可以方便地对结果进行排序、分析并与波形显示关联。

随着电子设备的日益复杂化,设计工程团队需要更好的工具来记录、分析和可视化波形数据及测量统计数据。大部分数字示波器提供频率、时段、上升和下降时间、占空比和最大及最小电压等常规参数的自动测量功能,但是该测量功能通常局限于针对示波器内存中捕获的单个完整波形周期。同一次采集中的后续波形周期将显示在屏幕上,但是却被测量结果丢弃。测量统计数据(最大/最小/平均/总和)必须通过多次采集才能编制,且不规则的位模式极易缺失或被忽略。

PicoScope 3000系列(512 M内存,1GS/s采样)和6000系列(2 G内存,5 GS/s采样)等带有深层捕获内存的示波器可以捕获具有数千个波形周期的波形,且每次触发的采集均可以最大的采样速度进行。DeepMeasure可返回一个结果表格,其中包含内存中捕获的每个波形周期。该工具的第一版中包含十个波形参数,并可收集每个参数的上百万个结果。

捕获结果的表格可以按照升序或降序进行排序,使工程团队能够发现异常情况,从而快速找到复杂问题的原因。例如,单击“上升时间”列标题,可以从多达100万个波形周期中快速找到最快(或最慢)的上升时间。

双击特定的测量可以在示波器视图中突出显示对应的周期。

对于柱状图和高级数据可视化等更为复杂的分析,可导出测量值表格,以便于配合Excel和MATLAB等工具一起使用。

“可视化真实测试数据是解决当今许多工程挑战的关键,”英国比克科技(Pico Technology)测试和测量部门业务开发经理Trevor Smith解释说。“DeepMeasure是一款强大的工具,可以充分利用PicoScope深内存示波器对复杂波形进行快速分析和调试,范围从串行数据流至激光脉冲和粒子物理实验。可以容易地发现异常情况并与示波器捕获的其他事件进行关联。”

关于英国比克科技(Pico Technology)

Pico Technology公司在过去26年内一直在高性能PC示波器和数字记录器的设计、开发和制造方面处于领先水平,从1974年起,东欧办公室的工程师们就致力于RF和微波市场的工作。

我们共同打造了外形紧凑、性能高的创新产品和软件,令人印象深刻,而且价格通常比较低。例如,带宽高达25 GHz的PicoScope PC采样示波器系列;具有高达16位固定和灵活硬件分辨率、大容量缓冲内存和混合信号功能的实时示波器;TC-08和PT-104温度数字记录器;以及赢得众多奖项的汽车示波器套装。

有关Pico Technology的更多信息,请访问www.picotech.com