

基于听觉分流机制的瞬态信号提取方法^{*}

李允公¹, 戴 丽¹, 张金萍²

(1. 东北大学机械工程与自动化学院 沈阳, 110004)

(2. 沈阳化工大学机械工程学院 沈阳, 110142)

摘要 以听觉分流机制为基础, 提出一种瞬态信号自动提取方法。首先, 对信号进行带通滤波和相位调整; 其次, 获得各滤波信号二次包络的极大、极小值及其对应时间, 基于两种极值幅度和时间, 计算得到同步性和瞬态性线索; 最后, 综合这两类线索信息, 在时频平面中筛选出与瞬态成分相对应的时频段, 并最终完成瞬态成分的波形生成与修整。通过数值仿真和实测信号检验, 所提方法能够在较强的背景信号下有效提取出瞬态信号, 对瞬态信号的初始时间具有较高的识别精度, 具有一定的实际应用潜力。

关键词 故障诊断; 信号分离; 听觉模型; 特征提取

中图分类号 TH17

引 言

瞬态振动信号往往由设备中零部件间的碰撞冲击引起, 如转子碰摩、齿轮断齿、滚动轴承失效等故障都会诱发瞬态信号, 且其频率结构和每两次出现的时间间隔与故障类型及设备运行状态直接相关, 因此, 大量的、间歇式出现的瞬态振动信号成分通常可作为设备存在故障或状态不佳的直接表征。由于瞬态信号通常会与其他振动信号混合在一起, 所以, 从在线智能监测与诊断的角度看, 有必要研究一种能够在混合振动信号中自动发现并提取瞬态信号的分析方法。

已有的瞬态信号提取方法主要以小波变换等方法对信号进行带通滤波^[1-2], 并利用某种判据方法确定滤波参数或在滤波结果中搜索相应的时频区域。目前主要有 3 类判据方法: a. 由 Angrisani 等^[3-4]提出的小波局部极大模法, 这一方法在超声信号检测中获得成功应用; b. 使用对瞬态冲击较为敏感的谱峭度^[5]来发现瞬态成分所处频段, 并确定带通滤波中心频率和带宽, 这类方法在瞬态信号提取方面获得了良好效果, 近年来得到了广泛关注和深入研究^[6-8]; c. 由 Zhu 等^[2]提出的基于 K-S 检验的方法, 该方法在齿轮和滚动轴承故障检测中表现出良好的性能。

人类听觉系统仅利用双耳甚至单耳所得信息即可将某一声源信号从多声源声场中有效分离出来^[9], 并对突发信号具有本能的敏感性^[10]。同时, 听觉系统的数学模型已被证明对于语音^[11]和振动^[12]信号分析具有良好效果, 且已出现一些专门模拟听觉系统信号分流机制的听觉模型^[13-15], 可在混合声音信号中提取目标信号流。

笔者基于听觉系统的分流机制, 设计了一种瞬态信号提取方法, 数值仿真和试验表明所提方法具有较强的有效性和可行性, 在瞬态成分初始时间和主要频率成分等方面都具有一定的准确性。

1 听觉分流机制简介

听觉系统包括听觉外周和听觉中枢^[12, 16]。听觉外周的基底膜、内毛细胞、感音神经元和传入神经分别对信号进行频率分解、半波整流、幅值压缩和特征信息提取等处理。基于听觉外周的输出信息, 听觉中枢根据一定的分流线索^[17]提取感兴趣的信号分量, 其中, 分流线索主要包括基频、时程、响度、起止同步性、包络相似性和短时记忆等。

另外, 当对信号进行时频分解之后, 信号中的每一个独立成分都会被分解到相应的时频区域内, 且稳态和瞬态信号的时频分布状态截然不同, 如幅值

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51275080)

收稿日期: 2014-06-04; 修回日期: 2014-10-24

的平稳程度、频率区间的跨度及时间的持续性等。因此,可以通过引入一些限定条件将与瞬态信号相对应的时频段从时频平面中筛选出来,从而完成瞬态信号的提取。可见,所谓的“限定条件”与听觉分流中的“线索”在本质上是相同的。无论从生物学角度还是信号分析的角度看,听觉分流机制与瞬态信号分离都具有较好的契合度。

2 方法基本原理

假设信号中所有瞬态成分均对应同一振源,且为单边衰减信号。所提方法的实现过程如图1所示。

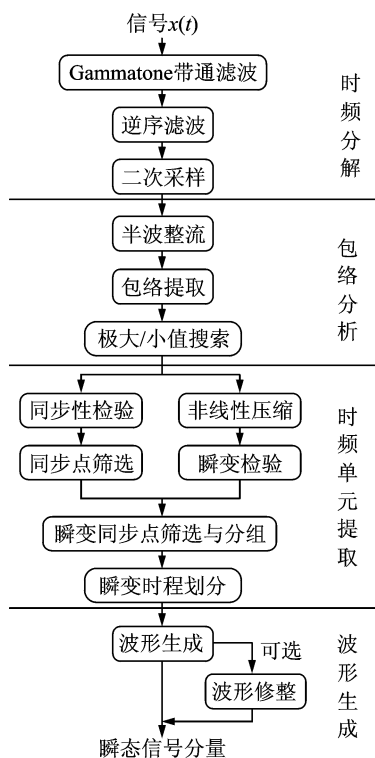


图1 瞬态信号提取方法的基本原理

Fig. 1 Schematic diagram of the proposed method

所提方法包括时频分解、包络分析、时频单元提取和波形生成四部分工作。其中:时频分解模拟耳蜗基底膜的工作特性,用于描述信号中各频率成分随时间的变化情况,包络分析以耳蜗内毛细胞和感音神经元的功能特点为依据,可在大幅缩减数据量的同时保留信号中的标志性信息;在时频单元提取中,计算波动同步性和幅值瞬态程度,继而依据这两种线索提取与瞬态成分有关的时频单元并进行时程划分;最后进行波形生成,也可对所得波形进行修整,使其频率结构更接近于原始信号。

3 方法的实现

3.1 时频分解

设信号为 $x(t)$, 采样时间间隔为 Δ , 采样频率为 $f_s = \frac{1}{\Delta}$, 离散后为 $x(n\Delta)$ ($n=1, 2, \dots, N$), 用 M 个 Gammatone 滤波器^[11,15] 对其进行带通滤波, 即

$$y(m, n\Delta) = x(n\Delta) * h(m, n\Delta) \quad (1)$$

其中: $h(m, n\Delta)$ 为第 m 个滤波器。

$$h(m, n\Delta) = B^4 (n\Delta)^3 e^{-2\pi B n \Delta} \cos(2\pi f_m n \Delta + \varphi_m) \quad (2)$$

其中: f_m 为中心频率; φ_m 为相位, 通常取为零。

B 的计算公式为

$$B = 1.019(24.7 + 0.108 f_m) \quad (3)$$

考虑到 Gammatone 滤波器组的中心频率在频率轴上呈对数均匀分布形式, 在低频段较为细密, 因此, 去除前 $m_0 - 1$ 个滤波器, 即初始滤波器中心频率为 f_{m_0} , f_{m_0} 满足 $f_{m_0} > f_0$, f_0 为给定的频率值。

由于不同中心频率 f_m 下的滤波器对于同一频率具有不同的相频特性, 因此, 有必要对各滤波信号进行相位调整。笔者采用听觉模型研究领域普遍采用的逆序滤波方法^[18], 即将 $y(m, n\Delta)$ 反序后再输入对应的 Gammatone 滤波器, 并将输出反序, 设逆序滤波结果为 $\bar{y}(m, n\Delta)$ 。

同时, 随着 f_m 的升高, 相应的滤波信号中一个周期内的点数会变少, 即波形的细节会逐步缺失。为提高同步性检验和瞬态检验的精度, 对滤波信号进行采样间隔 $\tau = \frac{1}{4f_s}$ 的二次采样, 即

$$\bar{y}(m, k\tau) = \sum_{n=1}^N \bar{y}(f_m, n\Delta) \frac{\Delta \sin[\frac{\pi(k\tau - n\Delta)}{\Delta}]}{\pi(k\tau - n\Delta)} \quad (r=1, 2, \dots, 4N) \quad (4)$$

3.2 包络分析

人耳中的耳蜗内毛细胞只对信号中正的局部极值产生反应, 从而可在缩减数据量的同时保留主要信息。因此, 首先对 $\bar{y}(m, k\tau)$ 进行半波整流, 即

$$y_1(m, k\tau) = \max[\bar{y}(m, k\tau), 0] \quad (5)$$

在 $y_1(m, k\tau)$ 中搜索局部极值, 设第 m 个滤波通道中的第 i 个极值点对应的的时间是 t_m^i , 幅值为 $y_2(m, t_m^i)$ ($i=1, 2, \dots, I_m$), I_m 为第 m 个滤波通道上极值点的个数。

为提取显著信息并进一步缩减数据量,继续对 $y_2(m, t_m^i)$ 进行极值提取。首先利用三次样条函数按时间间隔 Δ 对 $y_2(m, t_m^i)$ 进行插值,得到包络曲线 $y_3(m, n\Delta)$ 。为减小包络线中小的幅值波动对后期分析的干扰,并考虑到 $y_3(m, n\Delta)$ 在瞬态信号消失处极可能会出现局部极小值,在 $y_3(m, n\Delta)$ 中搜索极小值 $y_5(m, t_m^q)$ ($q=1, 2, \dots, Q_m$) 和两相邻极小值之间的极大值 $y_4(m, t_m^p)$ ($p=1, 2, \dots, P_m$), 易知 $Q_m = P_m + 1$ 。

可见,极大值时间 t_m^p 、极大值 $y_4(m, t_m^p)$ 、极小值时间 t_m^q 和极小值 $y_5(m, t_m^q)$ 中蕴含了瞬态成分在各滤波通道中的时间分布信息,可以依据这 4 类信息获取信号中的瞬态成分。另一方面, $y_4(m, t_m^p)$ 相当于是 $y_1(m, k\tau)$ 包络线的包络,这种二次包络处理具有滤去 $y_1(m, k\tau)$ 中的幅值波动细节并提取主要趋势的作用,并可大幅缩减后期处理中的数据量。

3.3 时频单元提取

基于 $t_m^p, y_4(m, t_m^p), t_m^q$ 和 $y_5(m, t_m^q)$, 设计如图 2 所示的两层式时频单元提取流程,图中,在 3 个时频平面上与 t_m^p 相对应的位置处均设置一时频点,即 $S(m, p), J(m, p)$ 和 $T(m, p)$, 其中, $S(m, p)$ 和 $J(m, p)$ 分别描述时频点的同步性和瞬态性情况, $T(m, p)$ 是与瞬态成分有关的时频点集合。基于 $T(m, p)$ 并结合 t_m^q 可得到 $z(m, n\Delta)$, $z(m, n\Delta)$ 在瞬态成分所处的时间段内的值大于零,其余时间段内则为零。

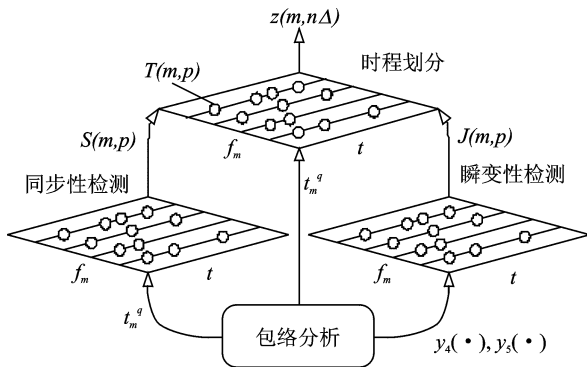


图 2 时频单元提取原理

Fig. 2 Schematic diagram of time-frequency units extraction

3.3.1 同步性检测

首先,令

$$S(m, p) = 0 \quad (6)$$

计算 $y_3(f_m, n\Delta)$ 中相邻滤波通道中各极大值对应

的时间 t_m^p 之间的差值,即

$$\theta_{ml}(p, h) = |t_m^p - t_m^h| \quad (7)$$

($m = m_0, m_1, \dots, M-1; l = m_0 + 1, m_0 + 2, \dots, M; m \neq l; m < l; p = 1, 2, \dots, P_m; h = 1, 2, \dots, P_l$)

定义同步性判据指标为 $\hat{\theta}_{ml}$, 计算方法为

$$\hat{\theta}_{ml} = \sigma_1 \left[\min\left(\frac{1}{f_m}, \frac{50}{f_s}\right) + \min\left(\frac{1}{f_l}, \frac{50}{f_s}\right) \right] \quad (8)$$

其中: σ_1 为同步性判据调整系数。

设 $\beta = 0$, 从 $S(m_0, 1)$ 开始, 对所有满足 $\theta_{ml}(p, h) \leq \hat{\theta}_{ml}$ 的 $S(m, p)$ 和 $S(l, h)$ 按下述规则依次进行调整:

1) 若 $S(m, p) = 0$, 则有

$$\begin{cases} S(m, p) = \beta + 1 \\ S(l, h) = S(m, p) \\ \beta = S(m, p) \end{cases}$$

2) 若 $S(m, p) \neq 0$ 且 $S(l, h) = 0$, 则有

$$S(l, h) = S(m, p)$$

可见,具有同步性的 t_m^p 所对应的 $S(m, p)$ 会有相同的非零值,称相同非零 $S(m, p)$ 的集合为同步组。同时,干扰噪声和背景信号也会产生出若干个同步组。对于瞬态信号,因具有较大的频率带宽,则与其有关的同步组中的元素个数会较大;干扰噪声虽然会在各滤波通道上都存在多个极值点,但滤波通道间的极值点同步性会较差;对于背景信号,由于带宽有限,同步组中的元素数目也会较少。所以,可根据元素数目进行同步组取舍。设 $c(\beta)$ 为 $S(m, p) = \beta$ 的同步组的元素数目,给定同步组一次筛选阈值 σ_2 , 当 $c(\beta) = c(S(m, p)) < \sigma_2$ 时,令 $S(m, p) = 0$, 则干扰噪声和背景信号对瞬态信号提取的影响会被有效降低。

3.3.2 瞬态性检测

首先,为消除 $y_4(m, t_m^p)$ 中的微小幅值对后续计算的影响,模拟内毛细胞的非线性压缩功能对 $y_4(m, t_m^p)$ 进行简易压缩。设第 m 个滤波通道中 $y_4(m, t_m^p)$ 的最大值为 \hat{y}_{4m} , 若 $y_4(m, t_m^p) \leq \sigma_c \hat{y}_{4m}$, 则令 $y_4(m, t_m^p) = 0$, 其中 σ_c 为给定的压缩系数,设非线性压缩的结果仍为 $y_4(m, t_m^p)$ 。

瞬态性检测的目的是度量极大值点 $y_4(m, t_m^p)$ 的突变程度 $J(m, p)$ 。首先,计算 $y_4(m, t_m^p)$ 相对于相邻极大值的突变程度 $J_1(m, p)$, 即

$$J_1(m, p) = \begin{cases} \frac{y_4(m, t_m^p) - y_4(m, t_m^{p-1})}{y_4(m, t_m^p)} & (p = 1) \\ \frac{2y_4(m, t_m^p) - y_4(m, t_m^{p-1}) - y_4(m, t_m^{p+1})}{2y_4(m, t_m^p)} & (1 < p < P_m) \\ \frac{y_4(m, t_m^p) - y_4(m, t_m^{p-1})}{y_4(m, t_m^p)} & (p = P_m) \end{cases} \quad (9)$$

继而比较 $y_4(m, t_m^p)$ 相对于相邻极小值的突变程度 $J_2(m, p)$, 即

$$J_1(m, p) = \frac{2y_4(m, t_m^p) - y_5(m, t_m^p) - y_5(m, t_m^{p+1})}{2y_4(m, t_m^p)} \quad (10)$$

综合 $J_1(m, p)$ 和 $J_2(m, p)$, 令

$$J(m, p) = J_1(m, p)J_2(m, p) \quad (11)$$

若 $J(m, p)$ 越向上偏离 0, 则 $y_4(m, t_m^p)$ 与瞬态成分的关联性就越大, 因此, 笔者使用 $J(m, p)$ 作为瞬态成分的判据指标之一。

3.3.3 时程划分

时程划分的目的是提取出瞬态信号所处的时频段, 首要工作是继续剔除与瞬态信号无关的同步组。设 $S(m, p) = \beta$ 的同步组中的元素的时频坐标为 (m_ω^p, p_ω^p) , 其中 $\omega = 1, 2, \dots, c(\beta)$ 为同步组中元素的序号, 按下式计算各同步组的突变程度 $\psi(\beta)$

$$\psi(\beta) = \frac{1}{c} \sum_{\omega=1}^{c(\beta)} J(m_\omega^p, p_\omega^p) \quad (12)$$

其中: \bar{c} 为所有同步组元素数目的总和与最大同步组元素数目之比。

$$\bar{c} = \frac{1}{\max[c(\beta)]} \sum_{\beta=1}^{\max[S(m, p)]} c(\beta) \quad (13)$$

给定同步组二次筛选阈值 σ_3 , 当 $\psi(\beta) \geq \sigma_3$ 时, 可认为 $S(m, p) = \beta$ 的同步组对应瞬态成分, 设 $T(m, p)$ 为

$$T(m, p) = \begin{cases} S(m, p) & (\psi(S(m, p)) \geq \sigma_3) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (14)$$

经式(14)计算, $T(m, p)$ 中的每一个同步组对应一个瞬态成分。确定瞬态初始时间, 设 $T(m, p)$ 中有 G 个同步组, 第 g 个同步组中的元素个数为 Ω^g , 所对应的时间为 t_ω^g ($\omega = 1, 2, \dots, \Omega^g$), 计算

$$\mu^g = \frac{1}{\Omega^g} \sum_{\omega=1}^{\Omega^g} t_\omega^g \quad (15)$$

其中: μ^g 为与第 g 个同步组对应的瞬态成分的初始时间。

最后, 在各滤波通道中进行时程划分。设 $z(m, n\Delta) = 0$ 。对于第 m 个通道, 设与 μ^g 左侧相邻的极小值时间点 t_m^q 为 $t_m^{q^*}$, 则令

$$z(m, n\Delta) = \begin{cases} J(m, q^g) & (\text{fix}(\mu^g/\Delta) \leq n \leq t_m^{(q+1)^g}/\Delta) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (16)$$

其中: fix 表示向下取整。

可见, $z(m, n\Delta)$ 中大于零的区域为瞬态信号的时频分布区域。

3.4 波形生成

首先利用 $z(m, n\Delta)$ 筛选瞬态信号时频段, 即

$$u(m, n\Delta) = \bar{y}(m, n\Delta)z(m, n\Delta) \quad (17)$$

计算

$$\varphi(n\Delta) = \sum_{m=m_0}^M u(m, n\Delta) \quad (18)$$

其中: $\varphi(n\Delta)$ 为提取到的瞬态信号分量。

$\varphi(n\Delta)$ 与原始波形存在幅值差异, 但具有相近的波动特征和频率结构, 且计算过程简洁, 在听觉模型研究中也常按式(18)的方法提取信号分量。

由于 $u(m, n\Delta)$ 中会夹杂无关的微弱波形成分, 因此, 还可进一步对 $\varphi(n\Delta)$ 进行波形修整。首先计算各瞬态成分间的互相关系数, 即

$$\gamma_{gd}(j\Delta) = \frac{\sum_{k=0}^{K^g} \varphi((\text{fix}(\frac{\mu^g}{\Delta}) + k)\Delta) \varphi((\text{fix}(\frac{\mu^d}{\Delta}) + k + n)\Delta)}{\sqrt{\sum_{k=0}^{K^g} \varphi^2((\text{fix}(\frac{\mu^g}{\Delta}) + k)\Delta)} \sqrt{\sum_{k=0}^{K^d} \varphi^2((\text{fix}(\frac{\mu^d}{\Delta}) + k)\Delta)}} \quad (19)$$

$$(K^g = \frac{t_m(q^g)}{\Delta} - \text{fix}(\frac{\mu^g}{\Delta}), K^d = \frac{t_m(q^d)}{\Delta} - \text{fix}(\frac{\mu^d}{\Delta}), K^{gd} = \min\{K^g, K^d\}, j = 1, 2, \dots, K^{gd})$$

设 $\gamma_{gd}(j\Delta)$ 的最大值为 $\gamma_{gd}(\tau_{gd}\Delta)$, $\tau_{gd}\Delta$ 为 $\gamma_{gd}(j\Delta)$ 的最大值对应的时间, $\bar{\omega} = \max(\tau_{gd})$ 。可见, $\gamma_{gd}(\tau_{gd}\Delta)$ 越接近 1, $\gamma_{gd}(n\Delta)$ 与瞬态信号的波形相似度就越大, 因此, 以 $\bar{\omega}$ 为基准点, 给定相关判据阈值 σ_4 , 对 $\gamma_{gd}(\tau_{gd}\Delta) \geq \sigma_4$ 的 $\gamma_{gd}(n\Delta)$ 进行求和, 即

$$\tilde{\varphi}(j\Delta) = \sum_{g=1}^G \sum_{d=1}^G \gamma_{gd}[(j - \bar{\omega} + \tau_{gd})\Delta] \Phi[\gamma_{gd}(\tau_{gd}\Delta)] \quad (20)$$

上式中, 当 $j - \bar{\omega} + \tau_{gd} \leq 0$, 令 $\gamma_{gd}[(j - \bar{\omega} + \tau_{gd})\Delta] = 0$, 累加求和点数不匹配时用零补足。 $\Phi[\gamma_{gd}(\tau_{gd}\Delta)]$ 为符号函数, 即

$$\Phi[\gamma_{gd}(\tau_{gd}\Delta)] = \begin{cases} 1 & (\gamma_{gd}(\tau_{gd}\Delta) \geq \sigma_4) \\ 0 & (\gamma_{gd}(\tau_{gd}\Delta) < \sigma_4) \end{cases} \quad (21)$$

最后, 将 $\tilde{\varphi}(j\Delta)$ 放置在各初始时间处而得到 $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 。当然, 由于相关运算对相位进行了调整, 则 $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 将与实际的瞬态信号波形和 $\varphi(n\Delta)$ 都存在一定差异。

4 方法验证

分别利用仿真信号和实测振动信号检验所提方法的性能。为保证计算过程的一致性, 在以下计算中所涉及到的参数取值情况均如表 1 所示。同时, 参照人耳基底膜的滤波特性, Gammatone 滤波器组

的各中心频率按对数均匀分布设置。

表1 计算参数取值
Tab.1 Parameters setting

名称	符号	取值
滤波器数目	M	120
滤波初始频率	f_0	20
同步性判据调整系数	σ_1	0.3
同步组一次筛选阈值	σ_2	10
同步组二次筛选阈值	σ_3	0.35
压缩系数	σ_c	0.05
相关判据阈值	σ_4	0.5

4.1 仿真信号验证

设仿真信号为

$$x(t) = 2[\cos(2\pi 100t + 0.5) + \cos(2\pi 60t) + \cos(2\pi 40t + 0.1) + \cos(2\pi 20t + 1)] + \Lambda(t) + o(t)$$

其中: $o(t)$ 为高斯白噪声; $\Lambda(t)$ 为间歇式瞬态信号。

分别将 $\Lambda(t)$ 设为单频率和多频率瞬态信号对本方法的分析性能进行检验。采样频率设为 2 kHz, 点数设为 4 000。考虑到卷积运算的边界效应, 在分析过程中略去 $x(t)$ 中首尾各 500 点的计算结果, 即后续计算中以 $x(t)$ 的第 501 个点为计时零点。

4.1.1 单频率瞬态信号提取

令 $\Lambda(t)$ 为

$$\Lambda(t) = [\exp(-100t)\sin(2\pi 200t + 0.5)] * \left[\sum_{i=0}^{\infty} \delta(t - 0.4i) \right]$$

其中: $*$ 表示卷积; δ 为脉冲函数。

各瞬态成分的出现时间为 0.149 5, 0.549 5, 0.949 5 和 1.349 5 s。当 $o(t) = 0$ 时, $x(t)$ 和 $\Lambda(t)$ 的波形如图 3 所示。

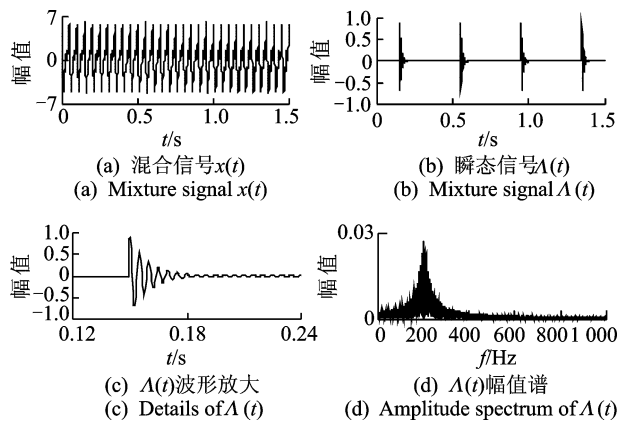


图3 混合信号和瞬态信号

Fig.3 The waveforms of mixture signal and transient signal

将 $o(t)$ 的方差依次设为 0, 0.01 和 0.09, 得到的各瞬态成分的初始时间如表 2 所示(以 $\bar{\varphi}(n\Delta)$ 为准, 下同), 波形 $\bar{\varphi}(n\Delta)$ 及其幅值谱如图 4 所示。可见, 信号波形和初始时间都具有一定的准确性, 且图 4(g) 中所示的噪声方差为 0.09 时提取到的瞬态信号幅值谱与图 3(d) 具有很高的相似度, 说明本方法对于单频率瞬态信号具有良好的提取效果。

表2 不同方差白噪声情况时的单频率瞬态信号起始时间
Tab.2 Results of onset time of single frequency transient signals for different noise variance

方差水平	瞬态 1	瞬态 2	瞬态 3	瞬态 4
0	0.150 0	0.550 0	0.95	1.35
0.01	0.148 5	0.549 0	0.95	1.35
0.09	0.150 0	0.549 0	0.95	1.35

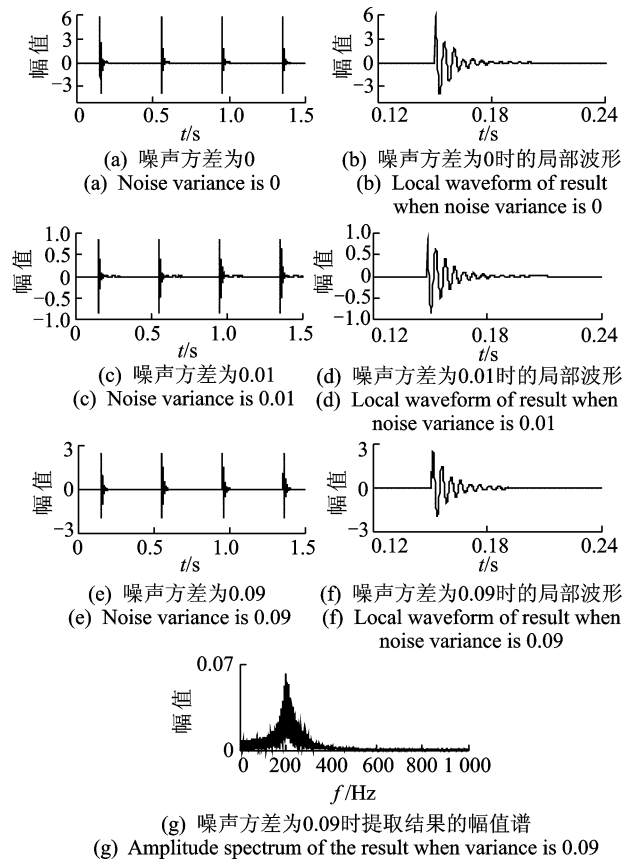


图4 不同噪声水平下单频率瞬态信号提取结果

Fig.4 Results of single frequency transient signal extraction under different noise variance

4.1.2 多频率瞬态信号提取

实际的工程信号中, 瞬态信号往往具有多个频率成分, 因此, 令 $\Lambda(t)$ 为

$$\Lambda(t) = \{ \exp(-100t) [\cos(2\pi 80t) + 2\sin(2\pi 200t + 0.5) + 3\cos(2\pi 400t)] \} * \left[\sum_{i=0}^{\infty} \delta(t - 0.4i) \right]$$

$x(t)$ 和 $\Lambda(t)$ 的波形及其幅值谱如图 5 所示。

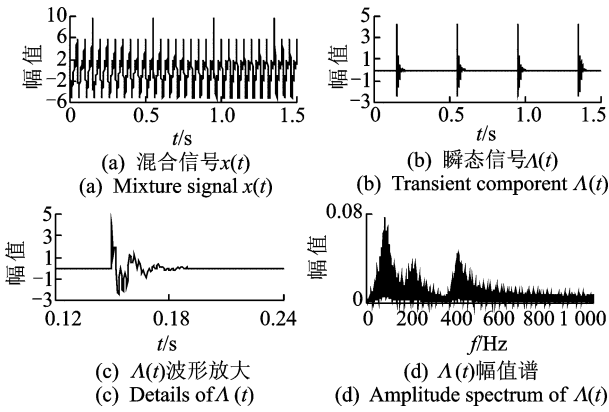


图 5 混合信号和瞬态信号

Fig. 5 The waveforms of mixture signal and transient signal

在 $o(t)$ 为零时, 利用本方法进行瞬态信号提取, 提取到的各瞬态成分的出现时间分别为 0.15, 0.550 5, 0.950 5 和 1.35 s。图 6 为提取到的信号波形和幅值谱, 其中, 图 6(a) 和图 6(b) 分别为 $\varphi(n\Delta)$ 和 $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 的局部波形, 即单个瞬态成分的波形(在 $\varphi(n\Delta)$ 中, 每一次瞬态成分的波形差异不大), 图 6(c) 和图 6(d) 分别为 $\varphi(n\Delta)$ 和 $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 的幅值谱。由图 6 可知, 在波动特征方面, $\varphi(n\Delta)$ 与 $\Lambda(t)$ 虽存在差异, 但也有相似之处, 而因计算 $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 时相关运算的相位调整, $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 的波形与 $\Lambda(t)$ 存在一定差异。在频率结构方面, 虽然图 6(c) 和图 6(d) 都与图 5(d) 存在差异, 但却表达出 3 个主要谱峰, 可说明瞬态信号的主要频率成分。同时, 对比图 6(c) 和图 6(d) 可发现, $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 的幅值谱较 $\varphi(n\Delta)$ 的幅值谱更为清晰, $\varphi(n\Delta)$ 中在 200~400 Hz 间的频率成分在 $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 中得到了有效抑制, 使得与原始信号更为接近, 这说明本方法中由

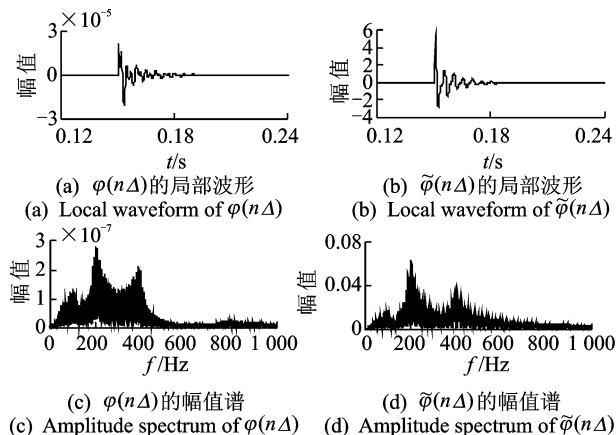


图 6 无干扰噪声时的多频率瞬态信号提取结果

Fig. 6 Results of transient signal extraction when $o(t)=0$

$\varphi(n\Delta)$ 至 $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 间的相关运算可有效抑制与瞬态信号无关的频率成分。

将 $o(t)$ 的方差依次设为 0.01 和 0.09, 提取到的各瞬态成分的初始时间如表 3 所示, $\varphi(n\Delta)$ 与 $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 的局部波形和 $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 的幅值谱如图 7 所示。可见, 初始时间仍具有较高的精度, $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 的幅值谱仍能够表达出原始信号的频率成分。

表 3 不同方差白噪声情况时的多频率瞬态信号初始时间
Tab. 3 Results of onset time of multi-frequency transient signals for different noise variance

方差水平	瞬态 1	瞬态 2	瞬态 3	瞬态 4
0.01	0.150 5	0.55	0.951 0	1.350 5
0.09	0.151 0	0.55	0.951 0	1.350 5

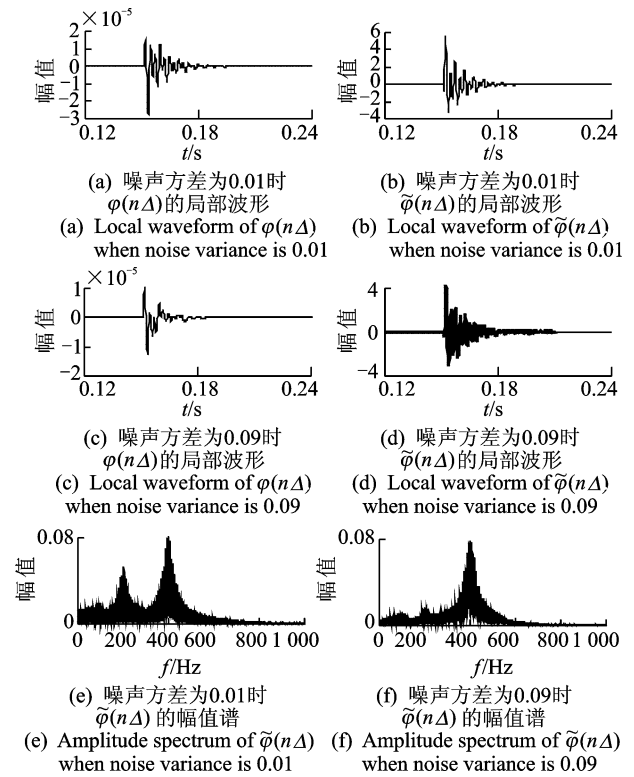


图 7 不同噪声水平下多频率瞬态信号提取结果

Fig. 7 Results of multi-frequency transient signal extraction under different noise variance

4.2 实测信号验证

以某风力发电增速机的实测振动信号为例, 该设备的调试过程中存在间歇式异响现象, 在设备缓慢升速过程中进行测试, 采样频率为 11 025 Hz。当所测轴承座支承的齿轮转速约为 420 r/min 时, 测取两段信号进行分析, 计算参数与前面相同。

4.2.1 实测信号 1

第 1 段信号的时域波形、时频分布 $y(f_m, n\Delta)$

和提取到的瞬态信号成分如图 8 所示。由图 8(a) 和图 8(b)中可见该信号存在 3 个瞬态成分,图 8(c) 和图 8(d)所示的提取结果 $\varphi(n\Delta)$ 和 $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 中的瞬态成分数目与起止时间也与时域波形和时频分布图相一致。其中,3 个瞬态成分的初始时间分别为 0.132 176,0.278 820 和 0.421 133 s,平均时间间隔为 0.144 479 s。为检验初始时间的提取精度,计算信号的倒频谱(采用直接计算信号幅值谱的方法),见图 9。可见,图中在 0.142 766 s 处有一谱峰,即本方法所得时间间隔的误差为 0.001 713 s,相对误差约为 1.2%。

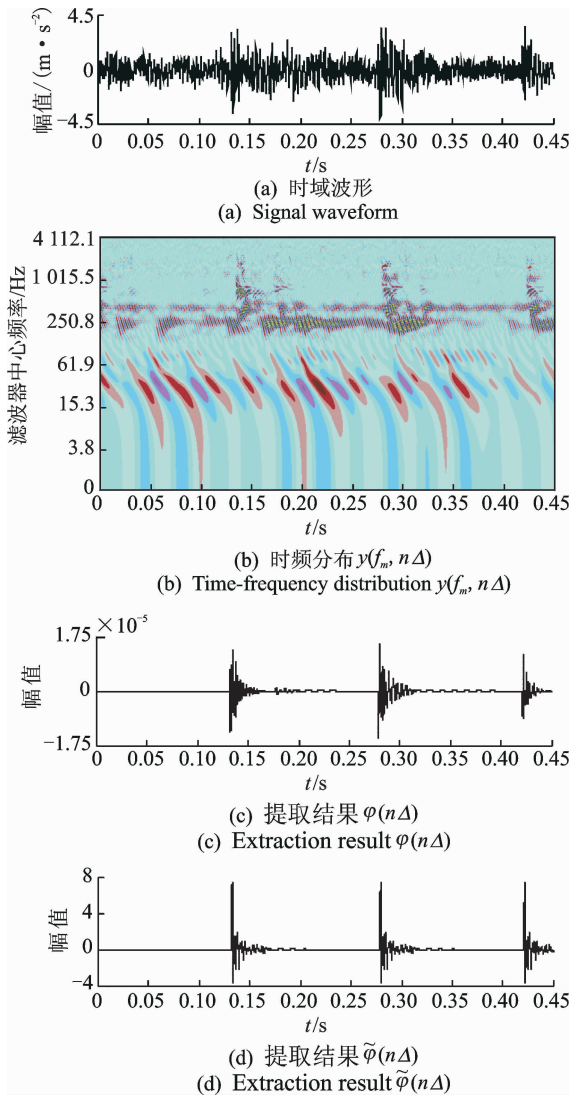


图 8 实测信号 1 及提取结果

Fig. 8 Actual measurement signal 1 and extraction results

4.2.2 实测信号 2

第 2 段信号的波形、时频分布 $y(f_m, n\Delta)$ 和提取到的瞬态信号成分 $\varphi(n\Delta)$ 如图 10 所示。与实测信号 1 有所区别的是,本段信号中的瞬态成分在时

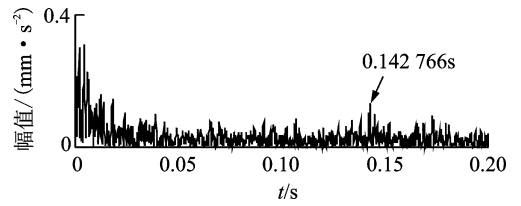


图 9 信号倒频谱

Fig. 9 Cepstrum of the signal

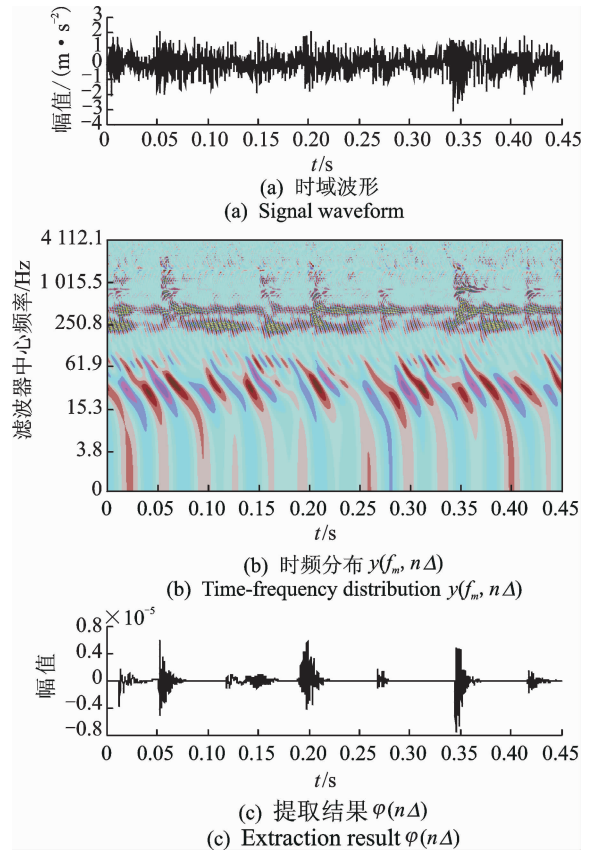


图 10 实测信号 2 及提取结果

Fig. 10 Actual measurement signal 2 and extraction results

域波形中并不十分明显,同时,由图 10(b)所示的信号时频分布可发现瞬态成分具有忽强忽弱的特点。由图 10(c)可见,提取结果 $\varphi(n\Delta)$ 较为准确地反映出各瞬态成分间的强弱关系,且除了第 3 个瞬态成分外,各瞬态初始时间也与图 10(b)具有较好的一致性。由此可说明,本方法对于能量较弱的瞬态信号亦具有较好的提取效果,且能够反映出各瞬态成分的强弱程度。考虑到各瞬态成分间具有较大的强度差异,本例未进一步计算 $\tilde{\varphi}(n\Delta)$ 。

5 结束语

人类听觉系统的分流机制对于信号分离具有很好的借鉴和启发价值,笔者所提方法通过综合分流

机制中的同步性和瞬态性两种线索,在只有单路信号的条件实现将瞬态信号从混合信号中提取出来,且特征波形无需先验。数值仿真和实测信号分析结果表明,所提方法具有一定的有效性和实际应用潜力。所提方法中的同步性和瞬态性两种线索都基于各滤波通道信号的二次包络,这说明包络和二次包络信息可有效表征信号的时变特征,而且它们的数据量已较信号波形得到了极大的压缩,对于提高信号分析效率具有较强的实际意义。

参 考 文 献

- [1] 蔡改改,刘海洋,黄伟国,等. 自适应谱峭度滤波方法及其振动信号检测应用[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(2):212-217.
Cai Gaigai, Liu Haiyang, Huang Weiguo, et al. Adaptive spectral kurtosis filtering and its application for detection of vibration signal[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(2):212-217. (in Chinese)
- [2] Zhu Zhongkui, Yan Ruqing, Luo Liheng, et al. Detection of signal transients based on wavelet and statistics for machine fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(4):1076-1097.
- [3] Angrisani L, Daponte P, D'Apuzzo M. A method for the automatic detection and measurement of transients. part I: the measurement method[J]. Measurement, 1999, 25(1): 19-30.
- [4] Angrisani L, Daponte P, D'Apuzzo M. A method for the automatic detection and measurement of transients. part I: applications[J]. Measurement, 2009, 25(1):31-40.
- [5] Antoni J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterizing non-stationary signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 282-307.
- [6] Antoni J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1):108-127.
- [7] Liu Haiyang, Huang Weiguo, Wang Shibin, et al. Adaptive spectral kurtosis filtering based on Morlet wavelet and its application for signal transients detection[J]. Signal Processing, 2014, 96:118-124.
- [8] Sawalhi N, Randall R B, Endo H. The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(6):2616-2633.
- [9] Aurélie B C, Constanze M, Robert T K. Load effects in auditory selective attention: evidence for distinct facilitation and inhibition mechanisms[J]. Neuro Image, 2010, 50(1):277-284.
- [10] Debener S, Krancioch C, Herrmann C S. Auditory novelty oddball allows reliable distinction of top-down and bottom-up processes of attention[J]. International Journal of Psychophysiology, 2002, 46(1): 77-84.
- [11] Christiansen C, Pedersen M S, Dau T. Prediction of speech intelligibility based on an auditory preprocessing model[J]. Speech Communication, 2010, 52(7/8):678-692.
- [12] Li Yungong, Zhang Jinping, Dai Li, et al. Auditory-model-based feature extraction method for mechanical faults diagnosis[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2010, 21(3):391-397.
- [13] Hu Ke, Wang Deliang. Unvoiced speech segregation from nonspeech interference via CASA and spectral subtraction[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2011, 19(6):1600-1609.
- [14] Shao Yang, Srinivasan S, Jin Zhaozhang, et al. A computational auditory scene analysis system for speech segregation and robust speech recognition[J]. Computer Speech and Language, 2010, 24(1):77-93.
- [15] Hu Ke, Wang Deliang. An unsupervised approach to cochannel speech separation[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2013, 21(1): 122-131.
- [16] Wang K, Shamma S. Self-normalization and noise-robustness in early auditory representations[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 1994, 2(3):421-435.
- [17] Robert P C. How the brain separates sounds [J]. Trends in Cognitive Sciences, 2004, 8(1):465-470.
- [18] Slaney M, Naar D, Lyon R F. Auditory model inversion for sound separation[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Piscataway:IEEE, 1994.



第一作者简介:李允公,男,1976年6月生,博士、副教授。主要研究方向为机械故障诊断、工程信号分析等。曾发表《Auditory-model-based feature extraction method for mechanical faults diagnosis》(《Chinese Journal of Mechanical Engineering》2010, Vol. 21, No. 3)等论文。
E-mail: ygli@mail. neu. edu. cn