

# 基于 LCD 的自适应小波脊线解调及齿轮故障诊断\*

罗颂荣<sup>1,2</sup>, 程军圣<sup>2</sup>

(1. 湖南文理学院机械工程学院 常德, 415003)

(2. 湖南大学机械与运载工程学院 长沙, 410082)

**摘要** 针对最佳小波参数的设定和齿轮裂纹故障振动信号频率成分复杂、信噪比低等问题, 将遗传优化算法、小波脊线解调与局部特征尺度分解(local characteristic-scale decomposition, 简称 LCD)相结合, 提出了基于 LCD 的自适应小波脊线解调方法。首先, 采用 LCD 方法将原始信号分解为若干个内禀尺度分量(intrinsic scale component, 简称 ISC), 并通过选择蕴含特征信息的 ISC 来实现信号降噪; 然后, 以小波能量熵为目标函数, 采用遗传算法优化小波参数, 得到自适应小波; 最后, 通过自适应小波分析提取 ISC 的小波脊线, 从而实现对原始信号的解调分析。通过齿轮裂纹故障诊断实例验证了该方法的有效性和优越性。

**关键词** 局部特征尺度分解; 自适应小波; 小波脊线解调; 故障诊断

**中图分类号** TH165.3; TN911.7

## 引言

齿轮是复杂机电设备的主要元件之一。及时诊断齿轮故障对于保证机电设备的正常运行具有重要的意义。当齿轮出现局部缺陷时, 其振动信号为多分量的调幅调频信号(AM-FM), 从频谱上表现为以啮合频率及其倍频为中心频率, 以转轴频率的边频带的频率族, 因此解调分析是齿轮故障诊断的常用信号处理方法<sup>[1]</sup>。常用的解调方法有广义检波解调, 共振解调, Hilbert 解调和能量算子解调; 其中, Hilbert 解调在机械故障诊断中获得广泛应用。但 Hilbert 变换不可避免地存在加窗效应和 Hilbert 端点效应, 致使解调误差加大<sup>[2]</sup>。同时, 对于多分量 AM-FM 信号, 需要分解为单分量 AM-FM 的信号, 然后进行解调分析。文献[3-4]分别采用 EMD 方法和 LMD 方法将多分量 AM-FM 信号分解为单分量 AM-FM, 然后对单分量 AM-FM 进行能量算子解调分析, 取得较好的效果。但 EMD 方法在理论上仍存在频率混淆<sup>[5-6]</sup>、过包络、欠包络、端点效应和出现无物理意义的负频率成分等局限<sup>[7]</sup>。LMD 方法相比 EMD 而言, 虽端点效应不明显, 不会出现负频率成分等优点<sup>[8]</sup>, 但计算速度较慢。局部特征尺度分解方法是一种新的数据驱动的信号分析方法。该方法依据信号本身的固有特征自适应地将一个复

杂多分量 AM-FM 分解为若干个内禀尺度分量之和, 每个 ISC 分量都是一个瞬时频率具有物理意义的单分量 AM-FM 信号。LCD 方法不但端点效应小, 而且计算速度明显优于 EMD 方法和 LMD 方法<sup>[9]</sup>。因此, 可以利用 LCD 方法将多分量的齿轮故障振动信号分解为单分量 AM-FM 信号, 同时通过选择包含故障特征信息的 ISC 分量实现降噪。

文献[10]对小波脊线解调方法及其在机械故障诊断中的应用进行了比较详细的研究, 结果表明小波脊线解调方法的解调精度优于 Hilbert 解调, 但小波脊线解调分析效果受小波参数和初始值等参数的影响较大<sup>[11]</sup>。针对最佳小波参数的设定和齿轮早期故障振动信号频率成分复杂、信噪比低等问题, 笔者将 LCD 方法与遗传算法、小波脊线解调相结合, 提出了基于 LCD 的自适应小波脊线解调方法, 并通过仿真和实际应用验证了方法的有效性。

## 1 小波脊线解调原理和 LCD 方法

对于任意一个单分量实信号  $s(t) = A(t) \cdot \cos(\varphi(t))$  ( $A(t) \geq 0$  为瞬时幅值,  $\varphi(t) \in [0, 2\pi]$  为瞬时相位), 若信号的瞬时频率远大于幅值调制频率, 即  $\left| \frac{d\varphi(t)}{dt} \right| \gg \left| \frac{1}{A(t)} \frac{dA(t)}{dt} \right|$ , 该单分量实信号即

\* 国家自然科学基金资助项目(51075131); 湖南省“十二五”重点建设学科资助项目(机械设计及理论)(湘教发 2011 [76]); 湖南省教育厅科研资助项目(14C0789)

收稿日期: 2014-02-18; 修回日期: 2014-05-07

为渐进单频信号。对于渐进单频信号  $s(t) = A(t) \cdot \cos(\varphi(t))$ , 利用 Hilbert 得到其解析信号为

$$Z_s(t) = s(t) + jH(s(t)) = A_s(t) \exp(j\varphi_s(t)) \approx A(t) \exp(j\varphi(t)) \quad (1)$$

则瞬时频率为

$$f_s = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi_s(t)}{dt} \quad (2)$$

选择具有渐进形式的母小波  $\psi(t)$ , 通过 Hilbert 变换得到其解析小波  $\tilde{\psi}(t) = A_\psi(t) \exp(j\varphi_\psi(t))$ , 用它对  $Z_s(t)$  进行连续小波变换得到

$$W_z(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} Z_s(t) \tilde{\psi}^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} A_{ab}(t) \exp(j\varphi_{ab}(t)) dt \quad (3)$$

其中:  $a$  为尺度参数;  $b$  为平移参数;  $\tilde{\psi}^*(t)$  为  $\tilde{\psi}(t)$  的共轭;  $A_{ab}(t) = A_s(t) A_\psi((t-b)/a)$ ;  $\varphi_{ab}(t) = \varphi_s(t) - \varphi_\psi((t-b)/a)$ 。

假设对任意的尺度参数  $a$  和平移参数  $b$ ,  $\varphi_{ab}(t)$  关于时间  $t$  只有一个一阶驻点  $t_s = t_s(a, b)$  满足  $\varphi'_{ab}(t_s) = 0$ , 且  $\varphi''_{ab}(t_s) \neq 0$  即

$$\varphi'_{ab}(t_s) = \frac{1}{a} \varphi'((t_s - b)/a) \quad (4)$$

小波脊线定义为相平面上满足  $t_s(a, b) = b$  的所有点  $(a, b)$  的集合<sup>[12]</sup>

$R = \{(a, b) \in H^2(R), t_s(a, b) = b\}$ , 这里  $H^2(R)$  为 Hardy 实空间。小波脊线上的点  $(a_r, b)$  称为小波脊点。对于小波脊点有:  $\varphi'_{a_r, b}(t_s) |_{t_s=b} = 0$ , 由式(4)可得

$$a_r(b) = \varphi'_{\psi}(0) / \varphi'_s(b) \quad (5)$$

对于解析小波

$\tilde{\psi}(t) = A_\psi(t) \exp(j\varphi_\psi(t)) = A_\psi(t) \exp(j\omega_0 t)$ ,  $\omega_0$  为  $\tilde{\psi}(t)$  的中心频率, 可见  $\varphi'_\psi(0) = \omega_0$ , 又  $f_s(b) = \frac{1}{2\pi} \varphi'_s(b)$ , 则

$$a_r(b) = \frac{\omega_0}{2\pi f_s} \quad (6)$$

可见, 从小波脊点  $(a_r, b)$  可提取信号瞬时频率  $f_s(t)$ 。

又由于

$$W_z(a, b) = \langle Z_s, \tilde{\psi}_{ab} \rangle = \sqrt{a} A(b) \exp(j\varphi(b)) (\hat{\psi}(a[\omega_0/a - \varphi'(b)])) \quad (7)$$

渐进信号  $s(t)$  关于  $\tilde{\psi}(t)$  的小波系数为

$$W_s(a, b) = \frac{1}{2} W_z(a, b) \approx$$

$$\frac{\sqrt{a}}{2} A_s(b) \exp(j\varphi(b)) (\hat{\psi}(a[\omega_0/a - \varphi'_s(b)])) \quad (8)$$

其中:  $\hat{\psi}(\omega)$  为  $\psi(t)$  的傅里叶变换。

小波系数的模

$$|W_s(a, b)| = \left| \frac{1}{2} W_z(a, b) \right| \approx \frac{\sqrt{a}}{2} A_s(b) |\hat{\psi}(a[\omega_0/a - \varphi'_s(b)])| \quad (9)$$

对于小波脊点, 根据式(5)知  $\omega_0/a_r - \varphi'_s(b) = 0$ , 故小波脊线点的小波系数的模为

$$|W_s(a_r, b)| = \left| \frac{1}{2} W_z(a_r, b) \right| \approx \frac{\sqrt{a}}{2} A_s(b) |\hat{\psi}(0)| \quad (10)$$

可见, 当小波脊线提取出来后, 可得到信号的瞬时频率<sup>[12]</sup>为

$$f_s(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{\omega_0}{a_r(t)} \quad (11)$$

瞬时幅值为

$$A_s(t) \approx \frac{2 |W_s(a_r(t), t)|}{\sqrt{a_r(t)} |\hat{\psi}(0)|} \quad (12)$$

可见, 通过小波脊线可以实现对单分量 AM-FM 信号的解调分析。对于机械故障诊断, 振动信号一般为多分量 AM-FM 信号, 因此必须采用合适的时频分析方法将其分解为单分量 AM-FM 信号。文中采用 LCD 方法来完成信号分解。

LCD 方法可将复杂多分量 AM-FM 信号分解为有限个内禀尺度分量之和, 每个 ISC 分量都是一个瞬时频率具有物理意义的单分量 AM-FM 信号。LCD 方法对复杂信号的分解过程<sup>[9]</sup>如下。

1) 确定信号  $x(t) (t \geq 0)$  的极值  $X_k$  及对应的时刻  $\tau_k (k=1, 2, \dots, M, M$  为所有极值点个数)。将任意两个极大(小)值点  $(\tau_k, X_k)$ 、 $(\tau_{k+2}, X_{k+2})$  连成线段, 则其中间极小(大)值点  $(\tau_{k+1}, X_{k+1})$  相对应时刻  $\tau_{k+1}$  的值为

$$A_{k+1} = X_k + \left( \frac{\tau_{k+1} - \tau_k}{\tau_{k+2} - \tau_k} \right) (X_{k+2} - X_k) \quad (13)$$

2) 在点  $(\tau_{k+1}, A_{k+1})$  与  $(\tau_{k+1}, X_{k+1})$  之间通过线性插值得到基函数控制点  $(\tau_{k+1}, L_{k+1})$ , 则有

$$L_{k+1} = \alpha A_{k+1} + (1 - \alpha) X_{k+1} \quad (14)$$

$$(k = 1, 2, \dots, M - 2)$$

将式(13)代入式(14)则

$$L_{k+1} = \alpha \left[ X_k + \left( \frac{\tau_{k+1} - \tau_k}{\tau_{k+2} - \tau_k} \right) (X_{k+2} - X_k) \right] + (1 - \alpha) X_{k+1} \quad (15)$$

其中:  $\alpha \in (0, 1)$ , 一般  $\alpha = 0.5$ 。

3) 对所有极值点, 通过以上变换, 得到若干基函数控制点  $(\tau_k, L_k) (k=2, 3, \dots, M-1)$ 。这些点在

时间轴上将原始信号  $x(t)$  分割成若干个区间,在每个区间对  $x(t)$  进行线性变换,得到区间基函数段

$$L_i^k = L_k + \left( \frac{L_{k+1} - L_k}{X_{k+1} - X_k} \right) (x_i - X_k) \quad (16)$$

4) 将各个极值点区间内的基函数段首尾相连即可得到基函数  $L_1(t)$ 。将基函数  $L_1(t)$  从原始信号中分离出来  $m_1(t) = x(t) - L_1(t)$ , 若  $m_1(t)$  满足 ISC 分量判据, 则令  $ISC_1(t) = m_1(t)$  为分离出来的第 1 个 ISC 分量。

5) 如  $m_1(t)$  不满足 ISC 分量判据, 将  $m_1(t)$  作为原始信号重复步骤 1) ~ 4), 则循环  $i$  次直到  $m_{1i}(t)$  满足 ISC 分量判据,  $ISC_1(t) = m_{1i}(t)$  即为信号  $x(t)$  的第 1 个 ISC 分量, 得到残余信号

$$r_1(t) = x(t) - ISC_1(t) \quad (17)$$

6) 将残余信号  $r_1(t)$  作为原始信号, 重复上述步骤, 直到基线信号  $L_p(t)$  为一单调函数, 得到  $N$  个 ISC 分量  $ISC_i(t) (i=1, 2, \dots, N)$ 。最终原始信号被分解为

$$x(t) = \sum_{i=1}^N ISC_i(t) + r(t) \quad (18)$$

其中:  $ISC_i(t)$  是第  $i$  个 ISC 分量;  $r(t)$  为残余项。

在以上迭代分解过程中, 当两次迭代结果的标准差  $SD \leq 0.2 \sim 0.3$  时迭代终止。

$$SD = \frac{\sum_{t=0}^N [m_i(t) - m_{i-1}(t)]^2}{\sum_{t=0}^T m_{i-1}^2(t)} \quad (19)$$

可见, LCD 方法中基函数是通过信号进行线性变换的方法得到, 充分用到信号全部数据, 从而使得 LCD 方法相比 EMD 方法有着明显的优越性。

## 2 自适应小波

### 2.1 小波时频分辨率

小波系数反映小波函数与信号的相似程度, 小波系数越大则说明小波函数与信号越相似。当齿轮出现局部故障时, 故障轮齿以转频为周期, 激励系统产生冲击衰减响应。为了与齿轮故障振动信号的冲击成分相匹配, 选择具有冲击特征的解析 Morlet 小波<sup>[13]</sup>

$$\tilde{\psi}(t) = \frac{1}{\sqrt{f_b \pi}} \exp(-\frac{t^2}{f_b}) \exp(j2\pi f_c t) \quad (20)$$

$\psi(t)$  的傅里叶变换为

$$\hat{\psi}(2\pi f) = \exp\left[-\frac{2\pi f - 2\pi f_c}{2\sqrt{f_b}}\right]^2 \quad (21)$$

其中: 参数  $f_b$  为包络因子, 其大小决定小波波形振动衰减的快慢;  $f_c$  为中心频率, 决定小波波形振动的快慢。

从式 (21) 可知 Morlet 小波的品质因素  $Q = \frac{\sqrt{2}\pi f_c \sqrt{f_b}}{\sqrt{\ln 2}}$ , 调整  $f_b$  和  $f_c$  可获得最佳的时频分辨率, 从而获得良好的时频积聚性。

### 2.2 小波参数优化

小波系数反映了小波母函数与信号的相似程度, 相似程度越大, 小波系数则越大, 反之小波系数越小。若小波母函数参数合适, 则小波变换时, 那些包含被分析信号固有频率分量的特定尺度小波系数大, 而其他尺度的小波系数小, 甚至为零, 因此小波系数的稀疏程度可以表征小波与信号的相似程度。另一方面, 小波能量熵可以定量地描述稀疏性; 小波能量熵越小, 表明小波系数越稀疏, 即小波系数的积聚性越好。对每一特定尺度  $j$ , 小波能量熵定义为

$$W_E = - \sum_j P_j \ln P_j \quad (22)$$

其中:  $P_j = \frac{E_j}{E_T}$  为能量分布的概率 ( $\sum P_j = 1$ );  $E_j = \int W^2(j, \tau) d\tau$  为小波能量;  $E_T = \sum_j E_j$  为尺度时间平面内的小波总能量。

因此, 采用遗传算法优化 Morlet 小波参数, 将小波能量熵作为目标函数, 小波能量熵的倒数作为适应度函数, 即适应度函数定义为

$$F = \frac{1}{W_E} \quad (23)$$

采用遗传算法优化 Morlet 小波参数  $f_b$  和  $f_c$  的过程如下。

1) 设定  $f_b$  和  $f_c$  的搜索范围和种群规模, 随机产生初始种群。设定种群规模为 100, 采用二进制编码法, 将参数  $f_b$  和  $f_c$  分别编码为 10 位二进制染色体串。

2) 对信号进行小波分解, 并按式 (23) 计算每个个体的适应度值, 并将适应度值按大小排序。

3) 依据个体适应度值, 在搜索空间, 通过选择、复制、交叉和变异等遗传操作对个体进行筛选和进化, 不断优选和更新种群。

4) 判断是否满足迭代终止条件, 若满足, 得到最优解。若不满足, 转入步骤 2), 如此反复, 直至得到最优解。小波参数优化流程见图 1。

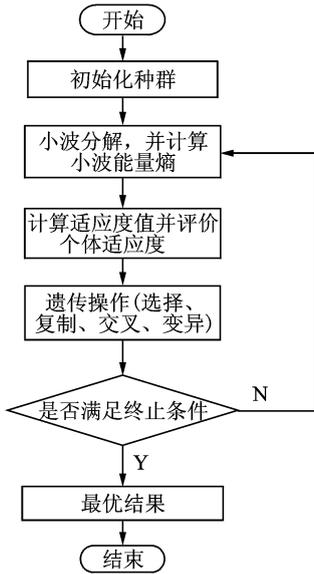


图 1 小波参数优化流程

Fig. 1 Flow chart of optimization for wavelet parameters

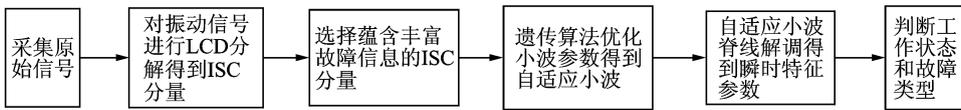


图 2 基于 LCD 自适应小波脊线解调方法流程

Fig. 2 Flow chart of wavelet ridge demodulation based on LCD

$x(t)$  为包含两个 AM-FM 分量的复杂多分量 AM-FM 信号, 时域波形见图 3。采用 LCD 对  $x(t)$  进行分解, 得到两个 ISC 分量和一个残余项, 如图 4 所示。从图 4 中可见, 两个 ISC 分量  $ISC_1$  和  $ISC_2$  分别对应于  $x(t)$  中的两个分量  $x_1(t)$  和  $x_2(t)$ 。然后, 采用遗传算法, 依据信号本身的信息自适应地优化 Morlet 小波参数, 对  $ISC_1$  得到最优参数为  $f_b=2$  和  $f_c=1$ , 对  $ISC_2$  得到最优参数为  $f_b=4$  和  $f_c=1$ , 最后以自适应 Morlet 小波对信号进行小波变换, 提取小波脊线, 并依据式 (11) 和式 (12) 对  $ISC_1$  和  $ISC_2$  解调, 得到解调结果如图 5, 图 6 所示。对于  $ISC_1$  的瞬时幅值, 为消除小波变换的边界效应, 在去除边界附近的极值点前后的数据点后, 采用对称延拓法进行边界处理, 结果如图 7 所示。从图可见, 基于 LCD 的自适应小波脊线解调方法能比较准确地分解复杂多分量 AM-FM 信号。为了进行对比分析, 图 8 为采用 Hilbert 变换对  $ISC_1$  进行解调分析的结果。由于 Hilbert 变换是一种积分变换方法, 隐含了对解调结果的低通滤波, 因此 Hilbert 变换具有不可避免的加窗效应, 使得曲线不光滑, 解调误差增大。对比可见, 自适应小波脊线解调方法明显

### 3 方法及其仿真

基于 LCD 的自适应小波脊线解调方法首先将多分量 AM-FM 信号分解为若干 ISC 分量, 每个 ISC 分量都是单分量 AM-FM 信号, 然后根据 ISC 分量的特征, 利用遗传算法优化小波参数  $f_b$  和  $f_c$ , 得到时频积聚性最佳、与 ISC 分量特征匹配最好的自适应小波, 然后利用该小波对信号进行自适应小波变换, 提取小波脊线, 从而达到自适应地对信号进行解调分析的目的。方法流程图如图 2 所示。

为了验证方法的有效性, 考察以下仿真信号

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t)$$

$$x_1(t) = (1 + 0.5\cos 20\pi t)\sin(200\pi t + 2\cos 20\pi t)$$

$$x_2(t) = \sin \pi t \sin 20\pi t$$

优于 Hilbert 变换解调方法。

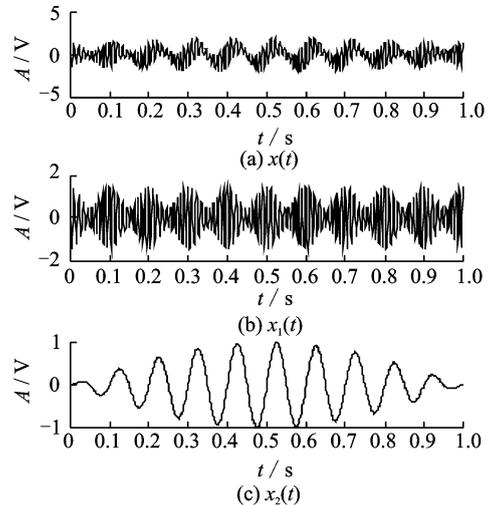


图 3 仿真信号的时域波形

Fig. 3 Time domain waveform of simulation signal

### 4 齿轮裂纹故障诊断

为验证本研究方法的有效性, 在齿轮故障实验台上进行了齿根裂纹实验。实验中的齿轮为模数 2.5 mm、齿数 37 的标准直齿圆柱齿轮, 通过线切割

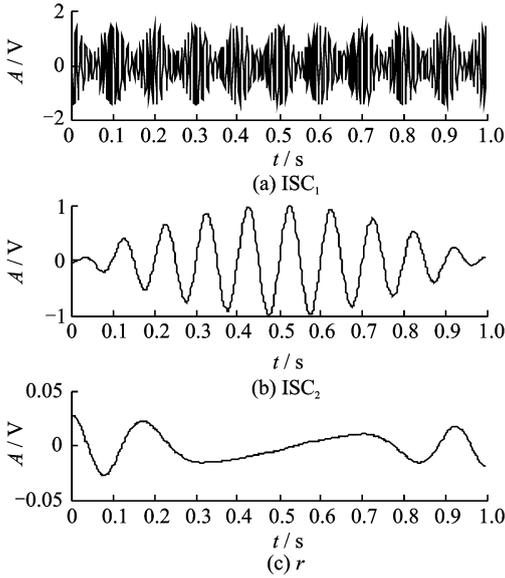


图 4 仿真信号 LCD 分解结果

Fig. 4 LCD results of simulation signal

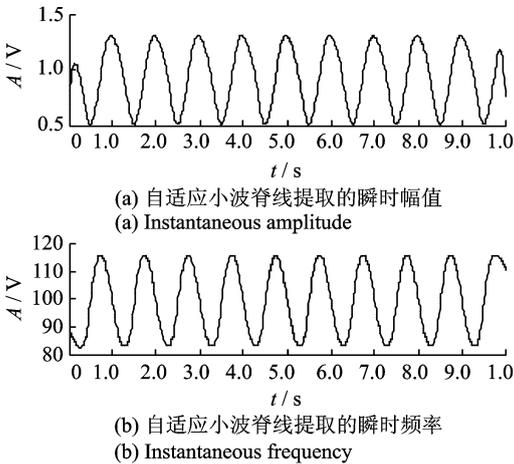


图 5 第 1 个 ISC 自适应小波脊线解调结果

Fig. 5 Demodulation results of the 1<sup>st</sup> ISC

加工方法在轮齿根部加工出宽为 0.15 mm, 深为 1 mm 的裂纹来设置早期故障, 转轴转速为 360 r/min, 转频为  $f_r = 6$  Hz, 采样频率为 1 024 Hz。图 9 为实验过程获取的振动加速度时域波形图和频谱图, 由于早期裂纹故障信号幅值调制小, 调制特征被大量的背景噪音淹没不易识别, 从幅值谱图中也找不出故障特征频率。

由于齿轮裂纹故障信号为多分量的调幅调频信号(AM-FM), 解调分析是齿轮裂纹故障诊断的有效方法, 文中采用基于 LCD 的自适应小波脊线解调方法对该故障信号进行解调分析。首先, 采用 LCD 方法将振动加速度信号分解为 4 个 ISC 分量  $ISC_1 \sim ISC_4$  和一个残余分量  $r$ , 如图 10; 然后, 采用遗传

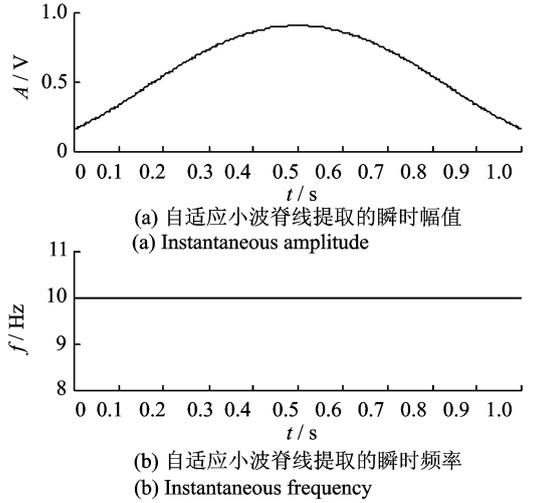


图 6 第 2 个 ISC 的自适应小波解调结果

Fig. 6 Demodulation results of the 2<sup>nd</sup> ISC

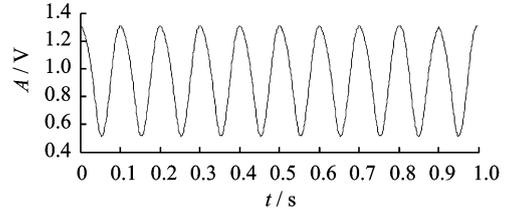


图 7 处理后的第 1 个 ISC 瞬时幅值

Fig. 7 Processed instantaneous amplitude of the 1<sup>st</sup> ISC

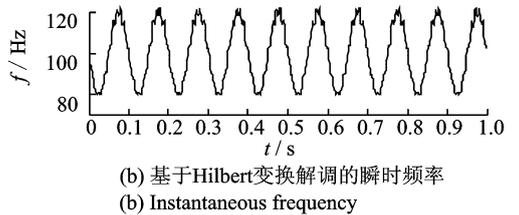
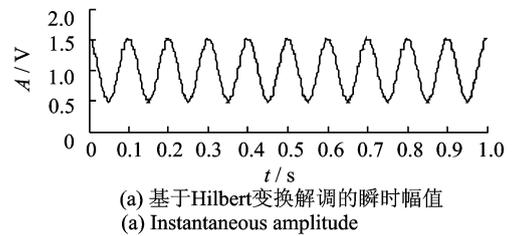


图 8 仿真信号的 Hilbert 变换的解调结果

Fig. 8 Hilbert demodulation results of simulation signal

算法优化 Morlet 小波(本次实验设定种群规模为 100, 遗传算子交叉概率为 0.9, 变异概率为 0.01, 最大迭代次数为 20, 达到最大迭代次数迭代终止), 得到与信号相匹配的自适应小波参数  $f_b = 40.648 2$ ,  $f_c = 1$ ; 最后利用该小波对  $ISC_1$  进行自适应小波脊线解调, 得到  $ISC_1$  的瞬时幅值和瞬时频率, 如图 11

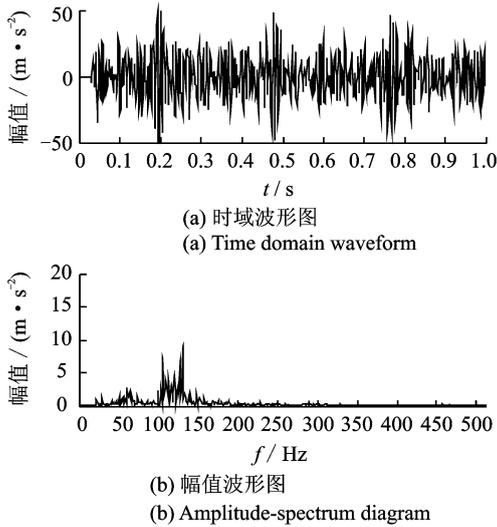


图 9 存在裂纹故障的齿轮振动信号波形及其频谱  
Fig. 9 Waveform and FFT spectrum of the gear vibration signal

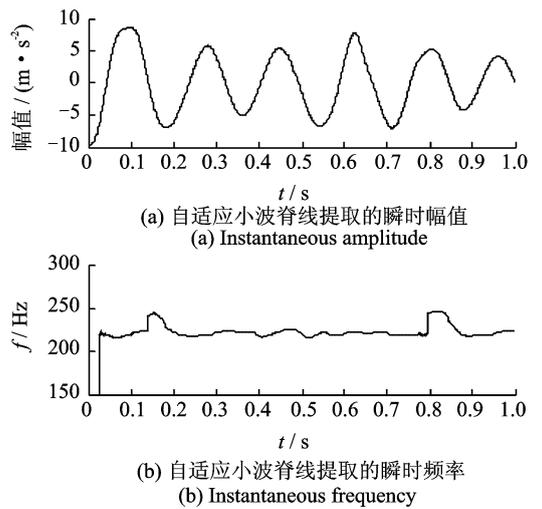


图 11 齿轮裂纹振动信号自适应小波脊线解调结果  
Fig. 11 Demodulation results of the vibration signal with gear crack by adaptive wavelet ridge

所示。图 12 为瞬时幅值的频谱图,从图中可以清晰地看到转频  $f_r$ ,与齿轮裂纹故障特征相符,由此可判断出齿轮工作状态和故障类型。图 13 为 Hilbert 解调结果,可见瞬时幅值包含较复杂的高频干扰,无法找到故障特征频率。

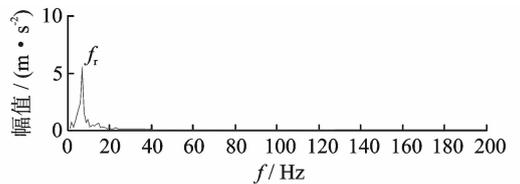


图 12 齿轮裂纹振动信号瞬时幅值的频谱  
Fig. 12 FFT spectrum of instantaneous amplitude of the vibration signal with gear crack

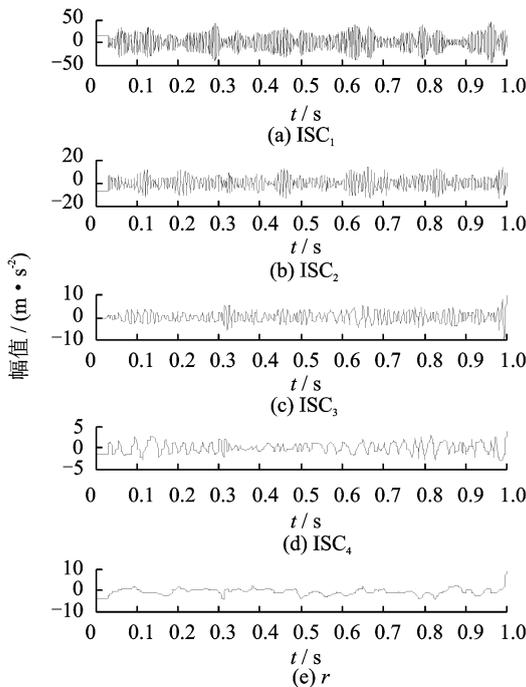


图 10 齿轮裂纹振动加速度信号的 LCD 分解结果  
Fig. 10 LCD results of the vibration signal with gear crack

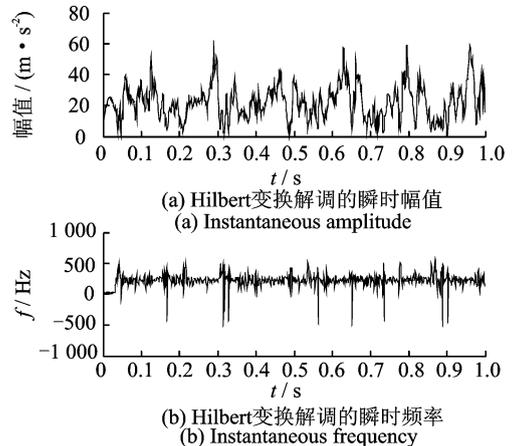


图 13 齿轮裂纹振动信号的 Hilbert 变换解调结果  
Fig. 13 Hilbert demodulation results of the vibration signal with gear crack

### 5 结束语

针对小波最佳参数的设定和振动信号信噪比

低,频率成分复杂等问题,将 LCD 方法与遗传优化算法、小波脊线解调相结合,提出了基于 LCD 的自适应小波脊线解调方法。该方法首先采用 LCD 方法将微弱的低信噪比的多分量 AM-FM 信号分解为若干单分量 ISC 分量,同时选择包含丰富故障特征

信息的 ISC 分量实现信号降噪,然后以小波能量熵为目标函数,采用遗传算法优化 Morlet 小波参数,得到自适应 Morlet 小波,最后对 ISC 分量进行自适应 Morlet 小波脊线解调获取故障特征。

通过齿轮裂纹故障诊断实例验证了方法的有效性和优越性;该方法对旋转机械的早期故障诊断有着重要的借鉴意义。

### 参 考 文 献

- [1] Randall R B. A new method of modeling gear faults [J]. ASME Journal of Mechanical Design, 1982, 104: 259-267.
- [2] Alexandros P, Petros M A comparison of the energy operator and the Hilbert transform approach to signal and speech demodulation. [J]. Signal Processing, 1994, 37 (1): 95-120.
- [3] Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu. The application of energy operator demodulation approach based on EMD in machinery fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21 (1): 668-677.
- [4] 程军圣,杨怡,杨宇. 基于 LMD 的能量算子解调机械故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32 (6): 915-919.  
Cheng Junsheng, Yang Yi, Yang Yu. Mechanical fault diagnosis approach based on LMD energy operator demodulating[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32 (6): 915-919. (in Chinese)
- [5] 胡爱军,孙敬敬,向玲. 经验模态分解中的模态混叠问题 [J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31 (4): 429-434.  
Hu Aijun, Sun Jingjing, Xiang Ling. Mode mixing in empirical mode decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31 (4): 429-434. (in Chinese)
- [6] 张梅军,陈灏,曹勤,等. 基于 SVM 信号延拓改进的 EEMD 方法[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33 (1): 93-98.  
Zhang Meijun, Chen Hao, Cao Qing, et al. Ensemble empirical mode decomposition method using SVM signal data extending[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33 (1): 93-98. (in Chinese)
- [7] Jonathan S S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data [J]. Journal of the Royal Society Interface, 2005, 2 (5): 443-454.
- [8] Cheng Junsheng, Yang Yi, Yang Yu. A rotating machinery fault diagnosis method based on local mean decomposition [J]. Digital Signal Processing, 2012, 22 (2): 356-366.
- [9] 程军圣,郑近德,杨宇. 一种新的非平稳信号分析方法—局部特征尺度分解法 [J]. 振动工程学报, 2012, 25 (2): 215-220.  
Cheng Junsheng, Zheng Jinde, Yang Yu. A new non-stationary signal analysis approach—the local characteristic -scale decomposition method[J]. Journal of Vibration Engineering, 2012, 25 (2): 215-220. (in Chinese)
- [10] 秦毅,秦树人,毛永芳. 基于小波脊线的解调方法及其在旋转机械故障诊断中的应用 [J]. 机械工程学报, 2009, 45 (2): 231-237.  
Qin Yi, Qin Shuren, Mao Yongfang. Demodulation approach based on wavelet ridge and its application in fault diagnosis of rotating machinery[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45 (2): 231-237. (in Chinese)
- [11] Zhang Xinming, He Yongyong, Hao Rujiang, et al. parameters optimization of continuous wavelet transform and its application in acoustic emission signal analysis of rolling bearing [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 20 (2): 104-106.
- [12] 朱洪俊,王忠,秦树人. 小波变换对瞬态信号特征信息的精确提取 [J]. 机械工程学报, 2005, 41 (12): 196-199.  
Zhu Hongjun, Wang Zhong, Qin Shuren. Accurate extraction for the characteristic information of transient signal with wavelet transforms[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2005, 41 (12): 196-199. (in Chinese)
- [13] Jiang Yonghua, Tang Baoping, Qin Yi, et al. Feature extraction method of wind turbin based on adaptive Morlet wavelet and SVD[J]. Renewable Energy, 2011, 36(8): 2146-2153.



**第一作者简介:**罗颂荣,女,1973年5月生,博士生、副教授。主要研究方向为机械设备状态监控与故障诊断,动态信号处理与分析,振动与噪声控制。曾发表《基于本征时间尺度分解和变量预测模型模式识别的机械故障诊断》(《振动与冲击》2013年第32卷第13期)等论文。  
E-mail: luosongrong@126.com

