

相关熵和双谱分析齿轮故障诊断研究

李 辉¹, 郝如江²

(1. 天津职业技术师范大学机械工程学院, 天津 300222; 2. 石家庄铁道大学机械工程学院, 河北 石家庄 050043)

摘要: 相关熵为高斯、非高斯噪声处理的一种有效方法, 针对强高斯噪声和非高斯噪声干扰下齿轮故障诊断问题, 提出了一种基于相关熵和双谱的齿轮故障诊断方法。该方法综合利用高斯核函数和不完全 Cholesky 分解算法计算信号的相关熵, 然后再计算相关熵的双谱, 根据相关熵的双谱特征识别齿轮故障。通过不完全 Cholesky 分解算法计算信号的相关熵, 不仅大大压缩了数据量, 突出了齿轮故障特征, 而且提高了计算效率。通过仿真和齿轮磨损故障振动信号分析结果表明: 强背景噪声会造成传统双谱故障诊断方法失效, 而基于相关熵和双谱分析的齿轮故障诊断方法, 能在强噪声干扰背景中提取齿轮的故障特征准确识别齿轮故障, 其性能优于传统双谱和小波变换域双谱, 为一种有效的齿轮故障诊断方法。

关键词: 故障诊断; 齿轮; 信号处理; 相关熵; 双谱

中图分类号: TH165⁺.3; TH132.41; TN911.72 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2021)05-1076-09

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2021.05.022

引 言

齿轮是机械传动中最重要、最常用的零件之一, 齿轮的健康状态是保证机械传动正常运行的重要因素, 因此, 基于振动信号的齿轮状态监测是一个广泛研究的课题^[1-2]。当齿轮出现表面点蚀、齿根裂纹、断齿等故障时, 使得振动信号产生复杂的幅值、相位调制现象, 不仅具有非线性、非高斯信号特征, 而且往往包含大量的背景噪声, 将齿轮故障特征淹没, 这些因素加大了齿轮故障诊断的难度。振动信号的非线性、非高斯特征使传统基于信号二阶统计量的方法, 如相关分析、功率谱分析等性能衰退, 甚至失效^[3-4]。基于信号高阶统计量的信号处理方法, 如双谱^[5-6]、切片双谱^[7]、倒双谱^[8]、循环双谱^[9-11]、高阶谱^[12]分析等则在非线性、非高斯信号处理方面有着独特优势, 已广泛应用于齿轮故障特征识别, 取得了良好效果。郑海波等^[13]研究了汽车变速箱齿轮振动信号的双谱和双相干谱特征, 并利用 BP 神经网络成功将齿轮正常信号、磨损信号和断齿信号进行了分类。周雁冰等^[14]针对裂纹故障导致齿轮振动信号非高斯性变化的特点, 提出了基于双谱熵的齿轮裂纹故障特征提取方法。程军圣等^[15]综合利用基于 B 样条的局部特征尺度分解方法和双谱分析识别齿轮裂纹故障。李学军等^[16]综合利用聚类分析和双谱技术实现了对齿轮正常、齿面点蚀、断齿的模式识别与故障诊断。

齿轮故障振动信号呈周期性重复冲击和复杂调制的特点, 具有明显的非平稳、非线性、非高斯特点。双谱是分析高斯信号的有力工具, 理论上能完全抑制高斯噪声, 但对非高斯类噪声却无能为力, 信号中存在非高斯噪声会对双谱造成干扰。因而在强非高斯噪声背景下, 基于传统双谱的齿轮故障特征提取方法难以取得理想效果。相关熵是处理非高斯噪声的有效方法, 已在雷达和通信信号检测、信号滤波、波达方向估计和时延估计等方面得到应用和验证, 取得了良好效果^[17-19]。尽管相关熵方法在通信领域的应用已经展开, 但在机电设备故障诊断领域的应用还未涉及。本文针对传统双谱难以有效处理强非高斯噪声干扰的问题, 综合利用相关熵和双谱的优点, 提出了基于相关熵和双谱的齿轮故障诊断方法。该方法综合利用高斯核函数和不完全 Cholesky 分解算法计算信号的相关熵, 然后再计算相关熵的双谱, 根据相关熵的双谱特征识别齿轮故障, 并利用仿真信号和齿轮故障实验信号验证了该方法的有效性和可靠性。

1 基础理论

1.1 相关熵

2006 年, 美国佛罗里达大学 Principe 教授研究团队, 在综合利用再生核和信息理论学习 (IDL) 方

法的基础上,首次提出了相关熵(Correntropy)的概念^[17]。

对于任意两个随机变量 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^N$,它们的互相关熵(广义相关函数)可定义为

$$V^\sigma(x, y) = E[\kappa_\sigma(x - y)] \quad (1)$$

式中 $\kappa_\sigma(\cdot)$ 表示满足Mercer条件的核函数, σ 为核函数的核长, E 为期望算子。

对于实信号 $x(t) \in \mathbf{R}$,时变自相关熵可定义为

$$V_x^\sigma(t, \tau) = E\{\kappa_\sigma[x(t) - x(t + \tau)]\} \quad (2)$$

$\kappa_\sigma(\cdot)$ 通常采用高斯核函数,其表达式为

$$\kappa_\sigma[x(t), x(t + \tau)] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{\|x(t) - x(t + \tau)\|^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (3)$$

式中 $\|\cdot\|$ 表示范数算子。

对于一组长度为 N 的观测样本 $[x(i)]_{i=1}^N$,自相关熵(以下若无异议,统称为相关熵)的无偏估计为

$$\hat{V}_x^\sigma(m) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=m}^N \kappa_\sigma[x(i) - x(i - m)] \quad (4)$$

式中 m 为时延的采样点数, $m = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ 。

式(4)是相关熵的渐进无偏估计,因为由式(3)表示的高斯核函数是正定的Mercer核函数,因此由式(4)表示的相关熵是一个正定的对称函数。

若直接利用式(4)计算相关熵 $\hat{V}_x^\sigma(m)$,需要先计算核矩阵 $\kappa_\sigma[x(i) - x(i - m)]$ (以下简称为核矩阵 κ),核矩阵 κ 是一个 $N \times N$ 的半正定对称矩阵,当 N 较大时,计算核矩阵 κ 不仅计算效率低,而且占用计算机内存很大。因此,本文利用不完全Cholesky分解(Incomplete Cholesky Decomposition, ICD)算法计算信号的相关熵。

1.2 不完全Cholesky分解

根据矩阵Cholesky分解理论,任何 $N \times N$ 的正定对称矩阵,均可表示为

$$\kappa = LL^T \quad (5)$$

式中 L 是一个 $N \times N$ 的下三角矩阵。

在实际数据处理中,当核矩阵 κ 的特征值下降很快时,则 κ 可以用一个 $N \times d$ ($d \leq N$)的下三角矩阵 \tilde{L} 逼近,即

$$\|\kappa - \tilde{L}\tilde{L}^T\| < \varepsilon \quad (6)$$

式中 ε 是一个任意小的整数, $\|\cdot\|$ 是合适的矩阵范数。

式(6)称为矩阵 κ 的不完全Cholesky分解。当 $d \ll N$ 时,将大大减小计算量。在实际应用时,可以不必求出核矩阵 κ 的所有元素,再利用式(6)计算 κ ,而是采用贪婪算法逐步计算 \tilde{L} ,具体算法可参考文

献[20],其空间复杂性为 $O(Nd)$,时间复杂性为 $O(Nd^2)$,因此,当 $d^2 \ll N$ 时,利用不完全Cholesky分解计算相关熵,将大大提高计算速度,降低计算机内存占用量。

1.3 基于归一化能量的矩阵降维

在下三角矩阵 \tilde{L} 中, \tilde{L} 的各列向量 p_i 按矩阵 κ 的特征值大小降序排列。为进一步降低数据的复杂性,剔除噪声影响,突出齿轮故障特征,本文通过归一化能量方法进一步剔除冗余的列向量。下三角矩阵 \tilde{L} 每一列向量 p_i 的归一化能量可表示为

$$E_{p_i} = \frac{\sum_{j=1}^N |p_{ij}|^2}{\sum_{i=1}^d \left(\sum_{j=1}^N |p_{ij}|^2 \right)} \quad (7)$$

设置阈值为 λ ,在下三角矩阵 \tilde{L} 中删除 $E_{p_i} \leq \lambda$ 的列,这样下三角矩阵 \tilde{L} 的列数将缩减为 d_1 ,进一步降低了数据冗余度,压缩了数据量,突出了齿轮故障特征。

1.4 双谱估计

假设 $\{x(n)\}$ 是零均值的平稳随机过程,其三阶累积量 $R_{xx}(\tau_1, \tau_2)$ 可表示为

$$R_{xx}(\tau_1, \tau_2) = E[x(n)x(n + \tau_1)x(n + \tau_2)] \quad (8)$$

则信号 $\{x(n)\}$ 的双谱可表示为三阶累积量 $R_{xx}(\tau_1, \tau_2)$ 的傅里叶变换,即

$$B_{xx}(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{+\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{+\infty} R_{xx}(\tau_1, \tau_2) e^{-j(\omega_1\tau_1 + \omega_2\tau_2)} \quad (9)$$

式中 ω 为圆频率,且 $|\omega_1| \leq \pi, |\omega_2| \leq \pi, |\omega_1 + \omega_2| \leq \pi$ 。

从式(9)可以看出双谱是变量 ω_1 和 ω_2 的函数。

根据双谱的性质,若平稳随机过程 $\{x(n)\}$ 和 $\{y(n)\}$ 统计独立,则随机过程 $\{x(n)\} + \{y(n)\}$ 的双谱为 $B_{xx}(\omega_1, \omega_2) + B_{yy}(\omega_1, \omega_2)$ 。因此,使用双谱分析可以有效抑制齿轮故障振动信号中的高斯噪声,有效突出齿轮转频及其谐波、齿轮啮合频率及其谐波等非高斯成分。

双谱估计有直接法和间接法两种,本文采用直接法计算信号的双谱^[8]。

2 基于相关熵和双谱分析的齿轮故障诊断步骤

①根据式(2)和式(6)计算信号核矩阵 κ 的不完全Cholesky分解,求出下三角矩阵 \tilde{L} ;

- ②根据式(7)将下三角矩阵 \tilde{L} 的列数缩减为 d_1 ;
- ③根据式(5)计算核矩阵 κ ;
- ④根据式(4)计算信号相关熵 $\hat{V}_x^\sigma(m)$;
- ⑤根据式(8)和(9)计算相关熵 $\hat{V}_x^\sigma(m)$ 的双谱;
- ⑥根据双谱的频谱结构识别齿轮故障。

3 仿真实验

齿面点蚀、剥落和裂纹是齿轮中的典型故障,伴随着这些故障的产生,齿轮箱的啮合振动也随之发生变化,故障齿轮的转频对啮合振动的调制作用也会逐步加强,导致调制边频带的数量增加和形状的改变,因此,齿轮故障诊断通常以齿轮某阶啮合频率附近的窄带信号为研究对象,根据齿轮调制边频带的变化情况,识别齿轮的健康状态。其振动信号模型可表示为^[1]

$$x(t) = \sum_{m=1}^M X_m [1 + a_m(t)] \cdot \sin [2\pi m f_m t + \varphi_m + b_m(t)] \quad (10)$$

式中 f_m 为齿轮的第 m 阶啮合频率; φ_m 为第 m 阶啮合频率谐波分量的初相位; $a_m(t)$ 为第 m 阶啮合频率谐波分量的幅值调制函数

$$a_m(t) = \sum_{n=1}^N A_{mn} \cos(2\pi n f_r t + \alpha_{mn}) \quad (11)$$

式中 A_{mn} 为幅值调制指数,即幅值调制函数的第 n 阶分量的幅值; α_{mn} 为幅值调制函数的第 n 阶分量的初相位; f_r 为齿轮轴的转动频率。 $b_m(t)$ 为第 m 阶啮合频率谐波分量的相位调制函数,且

$$b_m(t) = \sum_{n=1}^N B_{mn} \sin(2\pi n f_r t + \beta_{mn}) \quad (12)$$

式中 B_{mn} 为调制指数,即相位调制函数的第 n 阶分量的幅值; β_{mn} 为相位调制函数的第 n 阶分量的初相位。

根据以上分析可知,故障齿轮的激励信号往往表现为齿轮回转频率对啮合频率及其倍频的调制,在谱图上形成以啮合频率为中心、等间隔分布的边频带。一般情况下,齿轮箱中发生故障齿轮的轴频在调制成分中所占的比例较大。

某阶啮合频率附近的窄带信号为单一调制频率、调幅和调频共存的复杂调制信号,为验证上述分析,依据式(10)模拟齿轮啮合频率附近的窄带信号,假设只含有齿轮第1阶啮合频率,调制频率为轴频及其2,3倍频。将式(10)简化为

$$x_1(t) = [1 + a(t)] \cos(2\pi f_m t) \quad (13)$$

$$a(t) = \cos(2\pi f_r t) + 0.8 \cos(4\pi f_r t) + 0.6 \cos(6\pi f_r t) \quad (14)$$

$$x_2(t) = x_1(t) + n_1(t) + n_2(t) \quad (15)$$

式中 $n_1(t)$ 为零均值高斯噪声; $n_2(t)$ 为脉冲噪声。取 $f_r = 20$ Hz, $f_m = 300$ Hz, 信号采样点数 $n = 2048$, 信号采样频率 $f_s = 2048$ Hz, 通过该齿轮仿真信号, 验证提出方法的有效性。

图1(a)和图1(b)分别为仿真信号 $x_1(t)$ 的时域波形和FFT, 可以清晰看到信号 $x_1(t)$ 在频域内围绕齿轮啮合频率 f_m 形成边频带簇, 边频带的间隔为齿轮轴的转频 f_r 。

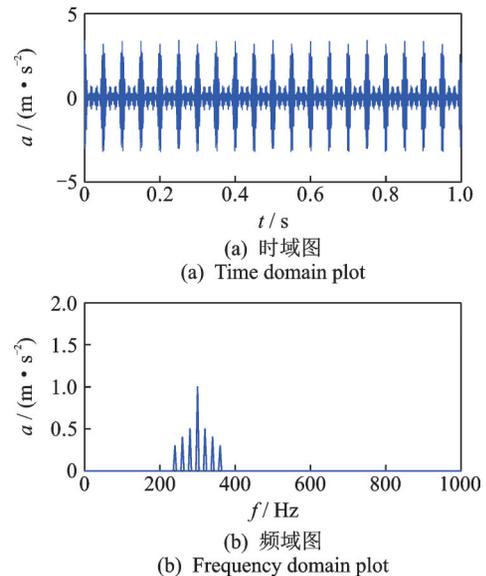


图1 仿真信号 $x_1(t)$ 及其FFT

Fig. 1 Simulative signal $x_1(t)$ and its FFT

图2为仿真信号 $x_1(t)$ 相关熵 ($\sigma = 3$) 的双谱, 从图2中的双频平面内可以清晰看到在 $f_1 = \pm f_m$, $f_2 = \pm f_m$ 以及 $f_2 = -f_1 \pm f_m$ 等6条直线的交点处, 围绕齿轮啮合频率 f_m 形成边频带簇, 边频带的间隔为齿轮轴的转频 f_r 。为了能清晰识别边频带簇, 图3给

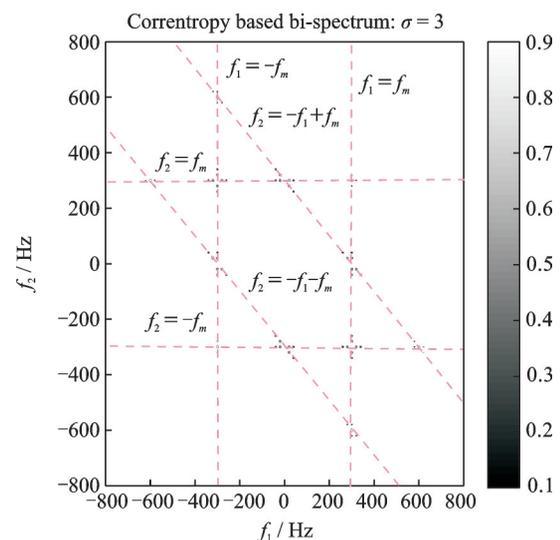


图2 仿真信号 $x_1(t)$ 相关熵的双谱

Fig. 2 Correntropy based bi-spectrum of signal $x_1(t)$

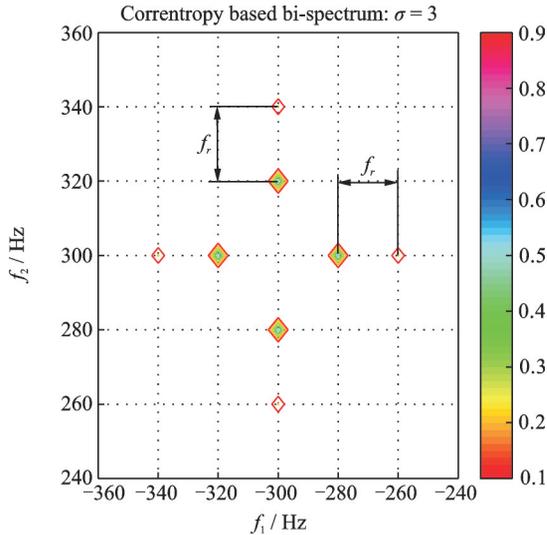


图3 仿真信号 $x_1(t)$ 相关熵的双谱(局部放大)

Fig. 3 Correntropy based bi-spectrum of signal $x_1(t)$ (zoomed)

出了在 $(-f_m, f_m)$ 附近的局部放大图,从图3可以看出:以 $(-f_m, f_m)$ 为中心,分布着齿轮轴的1阶、2阶边频带,这种频谱特征表明了齿轮的故障特征,与理论分析一致。

在仿真信号 $x_1(t)$ 中加入零均值高斯噪声 $n_1(t)$,信噪比为 $SNR = -10$ dB,之后再随机加入几个幅值不同的脉冲信号,以模拟非高斯脉冲噪声,图4(a)和图4(b)分别为仿真信号 $x_2(t)$ 的时域波形和FFT,由于仿真信号 $x_2(t)$ 完全被强噪声淹没,因此从图4(a)已完全看不出信号幅值的变化规律,从图4(b)也不能识别齿轮的啮合频率及其边频带。

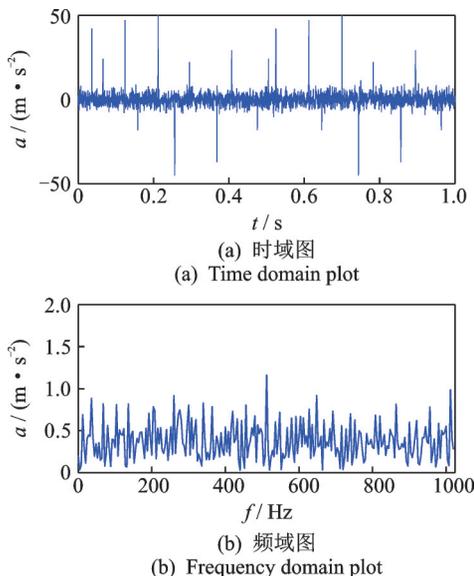


图4 仿真信号 $x_2(t)$ 及其FFT

Fig. 4 Simulative signal $x_2(t)$ and its FFT

根据第2节介绍的步骤,计算仿真信号的相关熵 $(\sigma = 3)$ 及其双谱。仿真信号 $x_2(t)$ 的相关熵如图

5所示,从图5可以看出相关熵的时域波形呈现出幅值调制的特征,图4(a)中幅值较大的脉冲噪声已被完全抑制,相关熵只保留了信号中的周期成分。仿真信号 $x_2(t)$ 相关熵的双谱如图6和图7所示,从图6和7可以看出,在强高斯噪声和非高斯噪声的影响下,基于相关熵的双谱仍然能够识别齿轮的故障特征,图2中的点状边频带谱峰变成图6中的直线分布, $f_1 = \pm f_m, f_2 = \pm f_m$ 以及 $f_2 = -f_1 \pm f_m$ 等6条频谱线两侧的边频带呈直线分布,清晰可见,在这6条频谱线两侧围绕齿轮啮合频率 f_m 形成边频带簇谱线,边频带谱线的间隔为齿轮轴的转频。图8给出了在 $(-f_m, f_m)$ 附近的局部放大图,从图8可以清晰看出:以 $(-f_m, f_m)$ 为中心,分布着齿轮轴的1阶、2阶边频带,由此可见,尽管在强噪声干扰下,基于相关熵的双谱仍然能准确提取齿轮的故障特征。

为凸显相关熵的降噪能力,将相关熵双谱与传统双谱和基于小波阈值降噪双谱^[6]进行对比。图9和10给出了利用直接法计算的仿真信号 $x_2(t)$ 的双

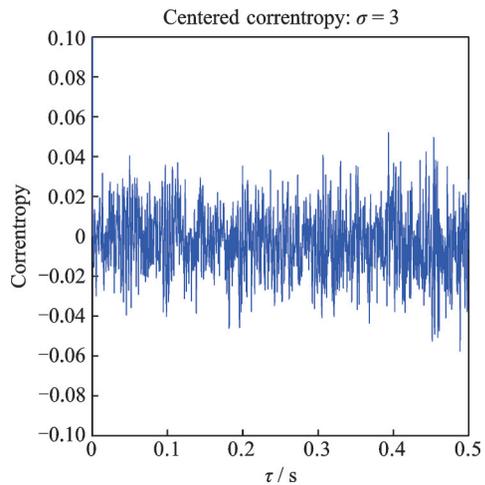


图5 仿真信号 $x_2(t)$ 的相关熵

Fig. 5 Correntropy of simulative signal $x_2(t)$

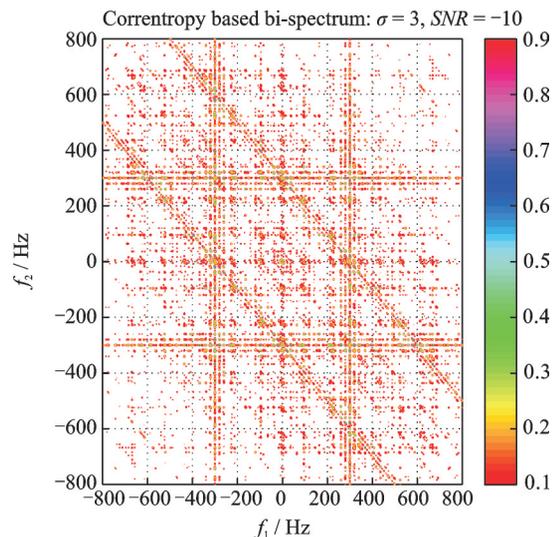


图6 仿真信号 $x_2(t)$ 相关熵的双谱

Fig. 6 Correntropy based bi-spectrum of signal $x_2(t)$

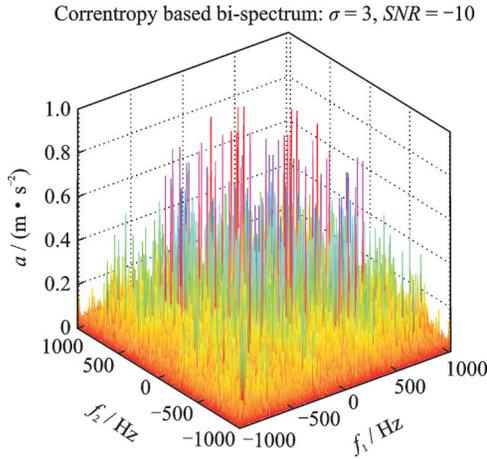


图7 仿真信号 $x_2(t)$ 相关熵的双谱

Fig. 7 Correntropy based bi-spectrum of signal $x_2(t)$

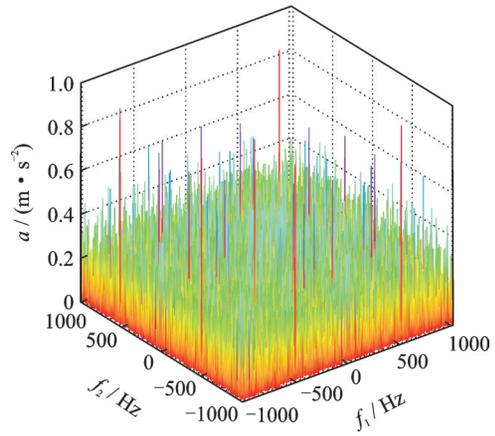


图10 仿真信号 $x_2(t)$ 的双谱

Fig. 10 Bi-spectrum of simulative signal $x_2(t)$

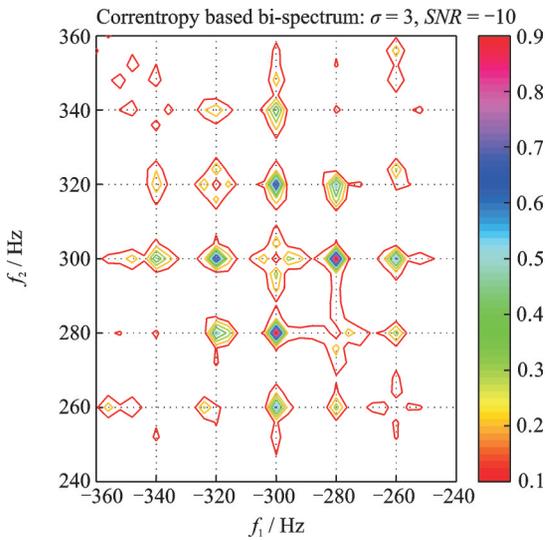


图8 仿真信号 $x_2(t)$ 相关熵的双谱 (局部放大)

Fig. 8 Correntropy based bi-spectrum of signal $x_2(t)$ (zoomed)

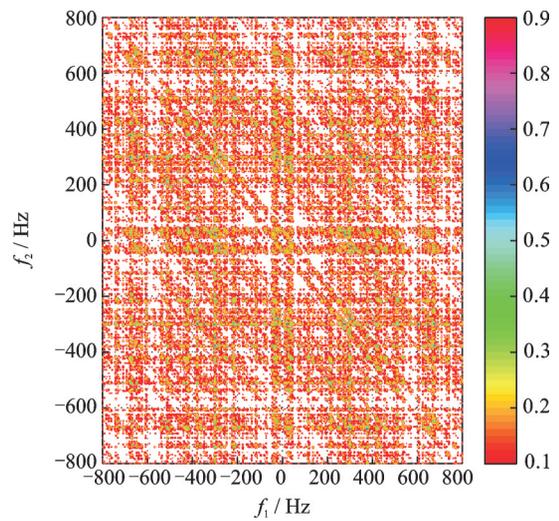


图11 仿真信号 $x_2(t)$ 小波阈值降噪双谱

Fig. 11 Wavelet de-noising based bi-spectrum of $x_2(t)$

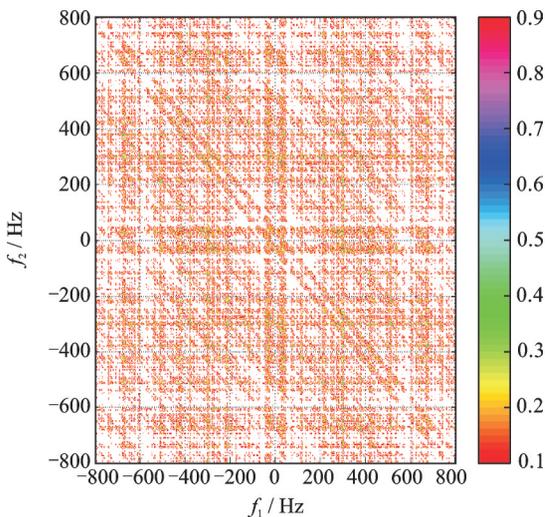


图9 仿真信号 $x_2(t)$ 的双谱

Fig. 9 Bi-spectrum of simulative signal $x_2(t)$

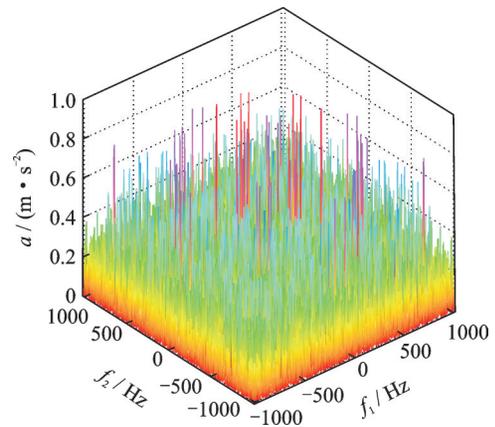


图12 仿真信号 $x_2(t)$ 小波阈值降噪双谱

Fig. 12 Wavelet de-noising based bi-spectrum of $x_2(t)$

谱,图11和12为采用小波阈值降噪后信号的双谱,从图9-10和图11-12可以看出,仿真信号 $x_2(t)$ 的双

谱和小波阈值降噪后双谱已完全被强噪声淹没,完全不能分辨齿轮的啮合频率及其边频带簇。对比图7和图10,12,图7中相关熵的双谱噪声方差较小,而图10,12中噪声方差依然很大。可见尽管双谱对高斯噪声具有一定的抑制能力,但当信号中含有很强的高斯噪声和非高斯噪声时,双谱也难以有效提取齿轮的故障特征。而小波阈值降噪方法在处理强噪

声干扰时,也难以取得理想的效果。

通过上述仿真信号可知:由于相关熵能有效抑制高斯噪声和非高斯脉冲噪声,因此基于相关熵的双谱分析具有从强高斯噪声和非高斯噪声背景中提取齿轮故障特征的能力,基于相关熵的双谱分析为高斯、非高斯噪声的处理提供了一种崭新的鲁棒性解决方法。

4 齿轮故障诊断

齿轮箱振动信号采集系统可参考文献[21],齿轮箱输入轴齿轮齿数 $z_1=28$,输出轴齿轮齿数为 $z_2=36$,用人工方法将输出轴齿轮上某一齿的啮合线附近磨掉约 0.4 mm,以模拟齿轮单齿磨损故障。实验时采样点数为 2048,采样频率为 16384 Hz,电机转速为 1473 r/min,因此输入轴回转频率 $f_{r1}=24.55$ Hz,输出轴回转频率为 $f_{r2}=19.11$ Hz,齿轮 1 阶啮合频率为 $f_m=688$ Hz。

图 13 为齿轮箱输出轴齿轮单个齿面磨损时齿轮箱箱体振动信号的时域图及其 FFT,从频谱图中能清晰看到齿轮 1 阶、2 阶和 3 阶啮合频率,但啮合频率两侧边频带信息模糊。在图 13(b)中,齿轮的 2 阶啮合频率呈现出最大的谱峰,表明齿轮箱 2 阶啮合频率具有最大的振动能量。

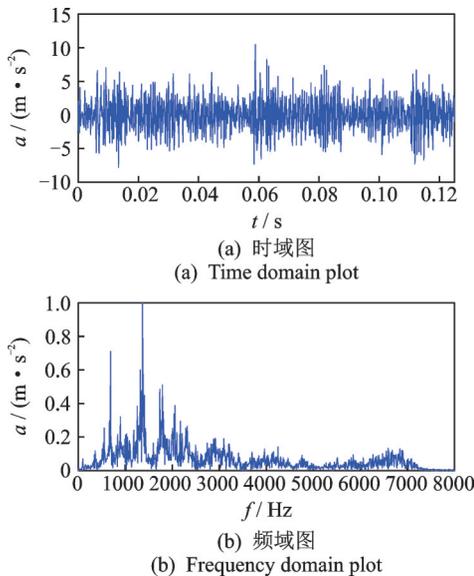


图 13 齿轮磨损故障振动信号的时域图和频谱图
Fig. 13 The vibration signal of gear with wear fault and its FFT

为了验证基于相关熵的双谱分析在齿轮故障诊断中的有效性,根据本文提出的方法,计算齿轮磨损故障信号的相关熵的双谱。图 14 为根据式(6)计算信号核矩阵 κ 的不完全 Cholesky 分解求出的下三角

矩阵 \tilde{L} 各列的归一化能量,矩阵 \tilde{L} 的列数为 82,从图 14 可以看出,有些列向量的能量很小。因此,根据式(7)将下三角矩阵 \tilde{L} 的列数缩减为 32,由于降低了数据冗余度,压缩了数据量,不仅提高了相关熵计算的速度,而且降低了噪声影响,突出了齿轮故障特征。

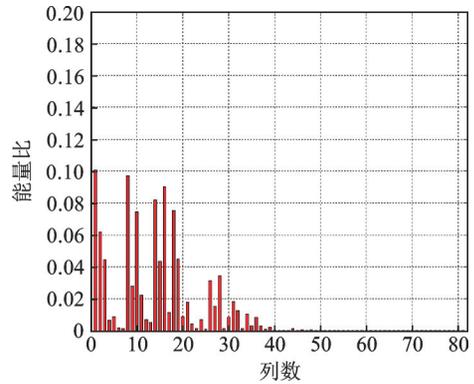


图 14 矩阵 \tilde{L} 各列的能量比
Fig. 14 Energy ratio of each column for matrix \tilde{L}

图 15 为齿轮故障振动信号的相关熵,从图 15 可以看出相关熵的时域波形呈现出明显的调制特征,说明相关熵能有效提取信号中的周期成分。图 16 和 17 为齿轮故障振动信号相关熵的双谱,从图 16 和

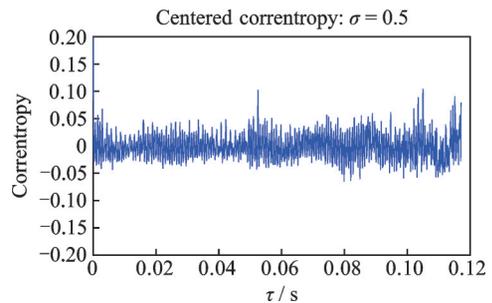


图 15 齿轮故障振动信号的相关熵
Fig. 15 Correntropy of gear with wear fault

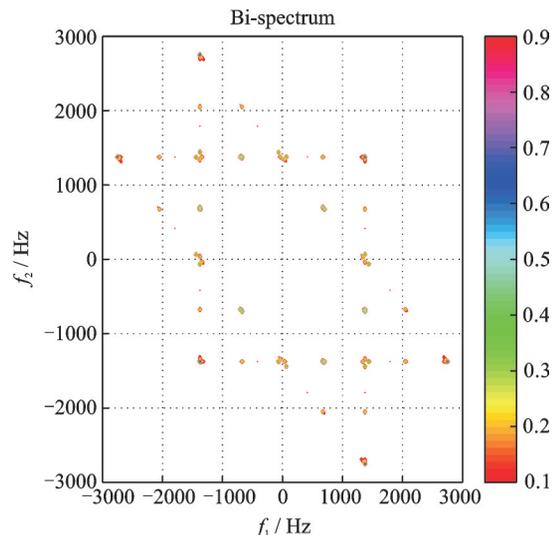


图 16 齿轮故障振动信号相关熵的双谱
Fig. 16 Correntropy based bi-spectrum of gear with wear fault

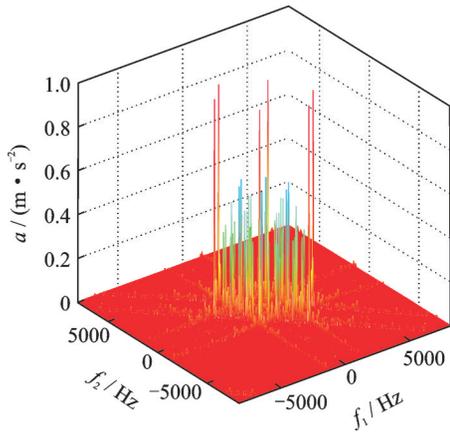


图17 齿轮故障信号相关熵的双谱

Fig.17 Correntropy based bi-spectrum of gear with wear fault

17可以看出,双谱图中的谱峰呈离散点状分布,几乎没有受到噪声的影响,基于相关熵的双谱能够准确显示齿轮的故障特征,在 $f_1 = \pm f_m, f_1 = \pm 2f_m, f_2 = \pm f_m, f_2 = \pm 2f_m$ 以及 $f_2 = -f_1 \pm f_m$ 等10条直线的交点处,围绕齿轮啮合频率 f_m 及其倍频形成边频带簇,边频带的间隔为齿轮轴的转频 f_r 。尤其在 $(0, \pm 2f_m), (\pm 2f_m, 0), (2f_m, -2f_m)$ 和 $(-2f_m, 2f_m)$ 等位置附近具有显著的边频带谱峰,这种频谱特征表明了齿轮的故障特征,同时也说明齿轮箱的2阶啮合频率具有最大的振动能量,与图13(b)FFT频谱图的计算结果一致。

为了进行对比,验证本文提出方法的有效性,图18和19给出了利用直接法计算的齿轮故障振动信号的双谱,图20和21为采用小波阈值降噪后信号的双谱^[6]。从图18-19和图20-21可以看出,在 $(f_m, f_m), (f_m, -2f_m), (-f_m, -f_m), (-f_m, 2f_m), (2f_m, -f_m)$ 和 $(-2f_m, f_m)$ 等位置出现显著的谱峰,表明齿轮1阶啮合

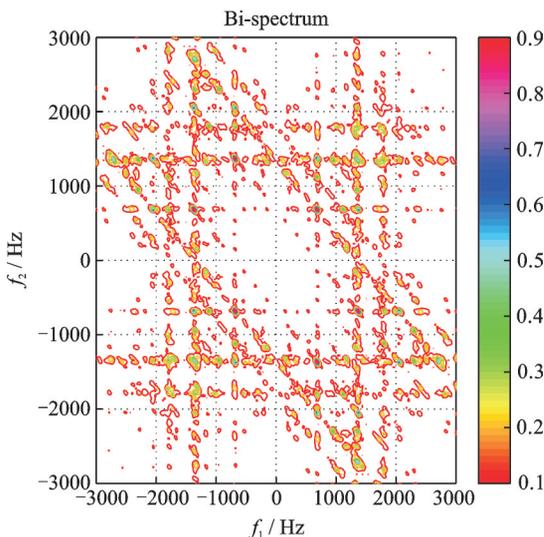


图18 齿轮故障信号的双谱

Fig.18 Bi-spectrum of gear with wear fault

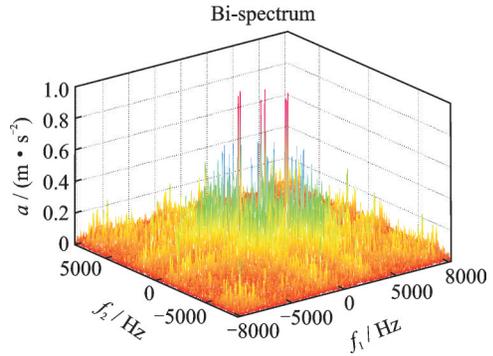


图19 齿轮故障信号的双谱

Fig.19 Bi-spectrum of gear with wear fault

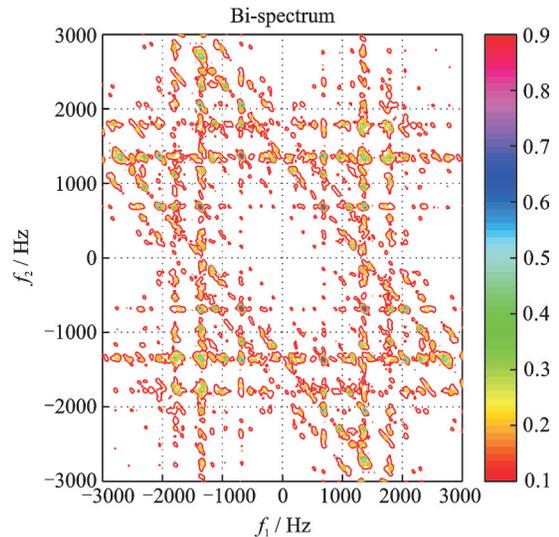


图20 齿轮故障信号小波阈值降噪后的双谱

Fig.20 Wavelet de-noising based bi-spectrum of gear with wear fault

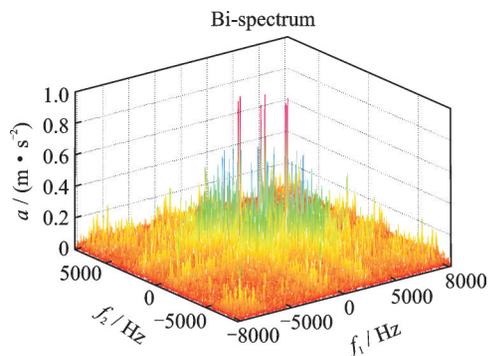


图21 齿轮故障信号小波阈值降噪后的双谱

Fig.21 Wavelet de-noising based bi-spectrum of gear with wear fault

频率和2阶啮合频率具有很强的非线性耦合,但齿轮故障振动信号的双谱和小波阈值降噪后的双谱已完全被强噪声淹没,难以准确分辨齿轮啮合频率附近的边频带,因而不能准确提取齿轮的故障特征。

通过上述分析可以看出:相关熵具有抑制高斯噪声和非高斯噪声的能力,能有效提取齿轮故障信号中的周期冲击成分;基于相关熵的双谱综合利用

了相关熵和双谱的优点,能有效处理非线性、非高斯信号,具有很强的从强噪声背景中提取齿轮故障特征的能力,因而基于相关熵的双谱技术能有效提取齿轮故障的边频带,能在双频平面内很清晰地刻画齿轮的故障特征,提高了齿轮故障诊断的可靠性和准确性,为从强噪声环境中提取齿轮故障特征的有效方法。

5 结 论

双谱具有很强的消噪能力,理论上可以抑制高斯噪声,但却不能有效抑制非高斯噪声的干扰。相关熵不仅能有效抑制高斯噪声,而且能有效抑制非高斯噪声,因此,相关熵为高斯、非高斯噪声的处理提供了一种崭新的鲁棒性解决方法。综合利用了相关熵和双谱的优点,提出了基于相关熵双谱分析的齿轮故障诊断方法,并利用ICD对核矩阵进行降维,压缩了数据量,突出了齿轮故障特征,提高了计算速度。仿真和齿轮磨损故障实验结果表明:基于相关熵的双谱分析技术,能有效提取淹没在强噪声环境中的微弱信号,提高了信噪比,为一种齿轮故障诊断的有效方法。

参考文献:

- [1] 丁康,李巍华,朱小勇. 齿轮及齿轮箱故障诊断实用技术[M]. 北京:机械工业出版社,2005:1-4.
Ding Kang, Li Weihua, Zhu Xiaoyong. Practical Technology of Gear and Gear Box Fault Diagnosis [M]. Beijing: China Machine Press, 2005: 1-4.
- [2] 杨江天,陈家骥,曾子平. 双谱分析及其在机械诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2000, 11(4): 424-426.
Yang Jiangtian, Chen Jiayi, Zeng Ziping. Bispectral analysis and its application in machinery diagnosis [J]. China Mechanical Engineering, 2000, 11(4): 424-426.
- [3] Bouillaut L, Sidahmed M. Cyclostationary approach and bilinear approach: Comparison, applications to early diagnosis for helicopter gearbox and classification method based on HOCS [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2001, 15(5): 923-943.
- [4] Antoniadis I, Glossiotis G. Cyclostationary analysis of rolling-element bearing vibration signals [J]. Journal of Sound and Vibration, 2001, 248(5): 829-845.
- [5] 熊良才,史铁林,杨叔子. 基于双谱分析的齿轮故障诊断研究[J]. 华中科技大学学报, 1999, 27(3): 6-8.
Xiong Liangcai, Shi Tielin, Yang Shuzi. A method for extracting mechanical faults features based on higher-order statistics [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 1999, 27(3): 6-8.
- [6] 李军伟,韩捷,李志农,等. 小波变换域双谱分析及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2006, 25(5): 92-95.
Li Junwei, Han Jie, Li Zhihong, et al. Bispectrum analysis in the wavelet transform domain and its application to the fault diagnosis of rolling bearings [J]. Journal of Vibration and Shock, 2006, 25(5): 92-95.
- [7] 唐贵基,王晓龙. 基于局部均值分解和切片双谱的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(24): 83-88.
Tang Guiji, Wang Xiaolong. Fault diagnosis of roller bearings based on local mean decomposition and slice bispectrum [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(24): 83-88.
- [8] 李辉,郑海起,唐力伟. 基于倒双谱分析的轴承故障诊断研究[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(4): 353-356.
Li Hui, Zheng Haiqi, Tang Liwei. Application of bispectrum technique to bearing fault detection [J]. Journal of Vibration Measurement & Diagnosis, 2010, 30(4): 353-356.
- [9] Raad A, Sidahmed M. Gear fault diagnosis using cyclic bispectrum [J]. IFAC Proceedings Volumes, 2002, 35(1): 431-436.
- [10] 朱忠奎,孔凡让,王建平,等. 循环双谱及其在齿轮箱故障识别中的应用研究[J]. 振动工程学报, 2004, 17(2): 224-227.
Zhu Zhongkui, Kong Fanrang, Wang Jianping, et al. Study on the applications of cyclic bispectrum in gearbox fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2004, 17(2): 224-227.
- [11] 周宇,陈进,董广明,等. 基于循环双谱的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2012, 31(9): 78-81.
Zhou Yu, Chen Jin, Dong Guangming, et al. Fault diagnosis of rolling element bearing based on cyclic bispectrum [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(9): 78-81.
- [12] 陈进,姜鸣. 高阶循环统计量理论在机械故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2001, 14(2): 125-134.
Chen Jin, Jiang Ming. The state-of-art of the application of the higher-order cyclostationary statistics in mechanical fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2001, 14(2): 125-134.
- [13] 郑海波,陈心昭,李志远. 基于双谱的齿轮故障特征提取与识别[J]. 振动工程学报, 2002, 15(3): 354-358.
Zheng Haibo, Chen Xinzhaoh, Li Zhiyuan. Bispectrum based gear fault feature extraction and diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2002, 15(3): 354-358.

- 354-358.
- [14] 周雁冰,柳亦兵,李宏,等.基于双谱熵的齿轮裂纹故障特征提取[J].中国机械工程,2013,24(2):190-194.
Zhou Yanbing, Liu Yibing, Li Hong, et al. Fault feature extraction for gear crack based on bispectral entropy[J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(2): 190-194.
- [15] 程军圣,李海龙,杨宇.基于BLCD和双谱的齿轮故障诊断方法[J].振动与冲击,2013,32(8):31-34.
Cheng Junsheng, Li Hailong, Yang Yu. A gear fault diagnosis method based on BLCD and wavelet domain bispectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(8): 31-34.
- [16] 李学军,蒋玲莉,杨大炼,等.基于双谱分布区域的齿轮聚类分析与故障诊断[J].振动工程学报,2011,24(3):304-308.
Li Xuejun, Jiang Lingli, Yang Dalian, et al. Cluster analysis and fault diagnosis for gear based on bispectrum distribution[J]. Journal of Vibration Engineering, 2011, 24(3): 304-308.
- [17] Santamaria I, Pokharel P P, Principe J C. Generalized correlation function: Definition, properties, and application to blind equalization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(6): 2187-2197.
- [18] Liu W, Pokharel P P, Principe J C. Correntropy: Properties and applications in non-Gaussian signal processing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(11): 5286-5298.
- [19] Gunduz A, Principe J C. Correntropy as a novel measure for nonlinearity tests[J]. Signal Processing, 2009, 89(1): 14-23.
- [20] Bach F R, Jordan M I. Predictive low rank decomposition for kernel methods[C]. Machine Learning, Proceedings of the Twenty-Second International Conference (ICML 2005), Bonn, Germany, August 7-11, 2005.
- [21] Li Hui, Zhang Yuping, Zheng Haiqi. Wear detection in gear system using Hilbert-Huang transform[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2006, 20(11): 1781-1789.

Correntropy based bi-spectrum in gear fault diagnosis

LI Hui¹, HAO Ru-jiang²

(1.School of Mechanical Engineering, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China;

2.School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Correntropy is an effective method to deal with Gaussian and non-Gaussian noise. Aiming at the problem of gear fault diagnosis under the interference of strong Gaussian noise and non-Gaussian noise, a gear fault diagnosis method based on correntropy and bi-spectrum is put forward. Gaussian kernel function and incomplete Cholesky decomposition algorithm are used to calculate the correntropy of the vibration signal, the bi-spectrum of the correntropy is calculated, and the gear fault is identified according to the bi-spectrum characteristics of the correntropy. The incomplete Cholesky decomposition based correntropy algorithm not only greatly reduces the amount of data, highlights the fault characteristics of the gear, but also improves the calculation efficiency. The results of simulation and vibration signal analysis of gear wear fault show that the strong background noise will cause the failure of the traditional bi-spectrum fault diagnosis method, while the gear fault diagnosis method based on correntropy and bi-spectrum analysis can extract the fault features of gear in the background of strong noise interference, accurately identify gear fault, and its performance is better than that of traditional bi-spectrum and wavelet transform domain bi-spectrum, which is an effective method for gear fault diagnosis.

Key words: fault diagnosis; gear; signal processing; correntropy; bi-spectrum

作者简介: 李辉(1968-),男,博士,教授。电话: 15931170851; E-mail: huili68@163.com