

QPSO 匹配的 FIE 随机共振轴承故障诊断*

陈长征^{1,2}, 谷晓娇¹

(1. 沈阳工业大学机械工程学院 沈阳, 110870) (2. 辽宁省振动噪声控制技术工程研究中心 沈阳, 110870)

摘要 针对随机共振(stochastic resonance, 简称 SR)系统处理复杂信号的局限性以及参数选择的盲目性, 提出了一种基于频域信息交换(frequency information exchange, 简称 FIE)的量子粒子群自适应参数匹配随机共振方法。首先, 采用 FIE 将高频特征信号的频域幅值信息交换到对应的基准低频处; 然后, 根据基准频率特征采用量子粒子群优化(quantum particle swarm optimization, 简称 QPSO)算法优化 SR 系统参数; 最后, 对振动信号进行随机共振处理。滚动轴承实测信号的分析表明, 该方法可以消除随机共振对频段的局限性, 避免系统参数选择的盲目性, 使随机共振更适用于强噪声背景下较高频段的故障信号检测。

关键词 故障诊断; 滚动轴承; 随机共振; 量子粒子群优化; 频域信息交换

中图分类号 TH165.3; TN911

引言

旋转机械设备振动信号中往往含有丰富的状态信息, 通过振动分析可以实现对旋转机械的故障诊断。当一个旋转机械工作在恶劣的环境中或产生早期故障时, 在实际采集的振动信号中有用的信号一般比较微弱, 严重影响了故障诊断的准确性, 因此强噪声背景下的弱信号提取是信号处理领域研究的热点^[1]。

常用于故障诊断的信号处理方法有小波分析、经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)和局部均值分解(local mean decomposition, 简称 LMD)等, 均是通过去除实测信号中噪声的途径来识别机械故障信号^[2-3]。然而这些方法在降噪的过程也会除去一部分有用故障信号, 不利于弱信号提取。随机共振法能够使噪声的一部分能量传递给信号, 从而提取出信号的频率特征, 因此随机共振方法更适用于提取强噪声背景下的弱故障信号^[4-6]。然而随机共振在实际应用中具有一定的局限性, 为了使随机共振在故障诊断领域发挥出更好的作用, 近年来人们对随机共振进行了大量的研究。文献[7-8]将随机共振理论与小波变换相结合, 在强噪声背景下实现了对多个高频弱信号的检测。文献[9]将随机共振与经验模态分解相结合, 并基于遗传算

法优化随机共振系统参数, 实现了对信号自适应处理。文献[10]将自适应双稳随机共振与快速独立分量分析法相结合, 在强噪声背景下实现了对弱故障信号的快速获取。文献[11]采用移频变尺度预处理并基于鱼群算法对随机共振系统参数同步优化, 实现了齿轮故障弱信号的提取。文献[12]基于混沌理论构造对应的 Duffing 振子检测微弱信号, 较传统方法降低了信噪比门限。文献[13]基于滑动窗口的数据分割提出了一种自适应随机共振方法, 使随机共振更适用于冲击信号的检测。这些研究根据输入信号的特征将随机共振与优化方法及信号处理方法相结合, 对不同工程背景下的弱信号提取具有重要的现实意义。

根据双稳随机共振系统在信号处理频段的局限性和系统参数对处理结果的影响, 提出了一种基于频域信息交换的 QPSO 自适应参数匹配随机共振方法。首先, 采用频域信息交换法在不改变信号幅值的前提下, 将高频特征信号的频域信息交换到基准低频信号处; 然后, 根据信号特征和 QPSO 算法自适应地优化双稳随机共振系统参数; 最后, 根据优化所得参数, 对振动信号进行随机共振处理。通过对仿真信号和轴承实测信号的分析表明, 该方法可以消除随机共振对频段的局限性, 优化输入信号与双稳随机共振系统的匹配参数, 以增强有用信号, 减少处理结果中的虚假分量, 从而使随机共振更适用

* 国家自然科学基金资助项目(51675350; 51575361)
收稿日期: 2017-01-09; 修回日期: 2017-05-03

于强噪声背景下的高频故障信号检测。

1 双稳随机共振

1.1 双稳随机共振理论

非线性系统、信号和噪声是产生随机共振的三个条件^[14]。随机共振的双稳或多稳非线性系统、信号和噪声三者匹配程度越好,信号放大的效果越明显。其中双稳过阻尼系统方程为

$$\dot{x} = -\frac{dU(x)}{dx} + s(t) + n(t) \quad (1)$$

其中: $U(x)$ 为势函数。

$$U(x) = -\frac{1}{2}ax^2 + \frac{1}{4}bx^4 \quad (2)$$

其中: a, b 为双稳随机共振系统参数。

由式(2)可知, $U(x)$ 有一个极大值点形成中部势垒和两个极小值点形成两个势阱,势垒高为 $a^2/(4b)$; $s(t) = \sum_{i=1}^n A_i \sin(2\pi f_i t)$ 表示振幅为 A_i ,驱动频率为 f_i 的输入信号; $n(t) = \sqrt{2D}\varepsilon(t)$ 表示强度为 D ,均值为0,方差为1的高斯白噪声^[15]。双稳非线性系统在周期信号和白噪声的驱动下输出随机共振响应,如图1所示。

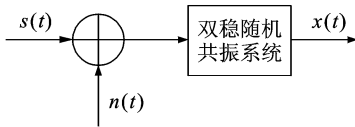


图1 双稳随机共振系统

Fig. 1 Bistable stochastic resonance system

1.2 双稳随机共振的局限性

根据Kramers逃逸率理论,当双稳随机共振系统的参数固定时,并不能对任意的周期信号和噪声产生共振,只有在信号频率及噪声强度满足特定匹配条件的情况下才能产生共振,且共振的强烈程度与双稳系统输入信号的频率及噪声强度有关^[16]。当信号的幅值较小时,文献[17]给出了式(1)的近似统计响应解

$$x(t) = \bar{x} \sin(2\pi f_0 t - \bar{\varphi}) \quad (3)$$

响应幅值 \bar{x} 为

$$\bar{x} = \frac{aA}{bD \sqrt{1 + \frac{2\pi^4 f_0^2}{a^2} \exp\left(\frac{a^2}{2bD}\right)}} \quad (4)$$

其中: A 为幅值; f_0 为周期信号频率; D 为噪声强度。

由式(4)可知,对于某一参数的双稳系统,输入信号随机共振响应幅值随着噪声强度的增加先增大后减小,且在同一噪声强度下输入信号频率越小响应幅值越大。这说明随机共振系统对小参数输入信号较为敏感,随着输入信号参数的增大随机共振现象逐步减弱或消失。

2 QPSO-FIE 双稳随机共振

2.1 QPSO 参数匹配机理

随机共振问题相当于一个多维连续优化问题,同一组输入信号采用不同参数系统进行随机共振处理时会产生不同的随机共振效果^[10]。当输入信号的强度 $D=0.2$ 、频率 $f_0=0.1$ Hz、幅值 $A=0.1$ 时,系统的随机共振响应幅值 \bar{x} 随双稳系统参数 a, b 的变化曲线如图2所示。

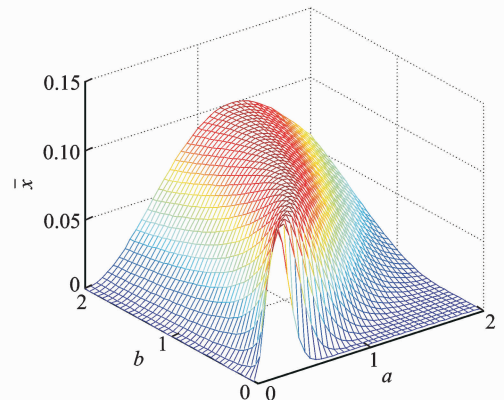


图2 系统参数对响应幅值的影响

Fig. 2 Effect of system parameters on response amplitude

由图2可知,对于一定的输入信号存在最优的系统参数 a, b 使随机共振效果达到最佳状态。为了使被交换的频域信息得到有效的增强,往往需要使0~10 Hz频段产生明显的共振,故根据输入信号特征采用量子粒子群算法对系统参数进行优化处理。

在量子空间中,粒子的速度与位置无法同时确定,故采用波函数来描述粒子的状态^[18]。粒子在量子空间中不同位置的出现概率为波函数的平方,通过蒙特卡罗模拟法得到粒子的位置方程为

$$x(t) = P \pm \frac{L}{2} \ln(1/v) \quad (5)$$

其中: v 为 $[0, 1]$ 区间的随机数; P 为粒子初始分布概率; L 为势阱特征长度。

随时间的变化规律为

$$L(t+1) = 2\beta \left| \sum_{i=1}^N P_i / N - x(t) \right| \quad (6)$$

其中： β 为收缩扩张系数； N 为粒子种群数； P_i 为粒子 i 的局部最优值 p_{best} 。

最终粒子的位置方程为

$$x(t+1) = P \pm \beta \left| \sum_{i=1}^N P_i / N - x(t) \right| \ln(1/v) \quad (7)$$

待优化的目标函数决定了每个粒子的适应值(fitness)，双稳随机共振系统性能主要体现在输出不同响应幅值 \bar{x} 的输出信号，因此选用系统的输出响应幅值为QPSO算法的适应度函数，具体公式为

$$K_{\text{fitness}} = \sum_{i=1}^{i=100} \frac{aA}{bD \sqrt{1 + \frac{2\pi^4 f_i^2}{a^2} \exp\left(\frac{a^2}{2bD}\right)}} \quad (8)$$

其中： $f_i = 0.01i$ Hz。

随机共振的量子粒子群参数优化流程如图3所示。

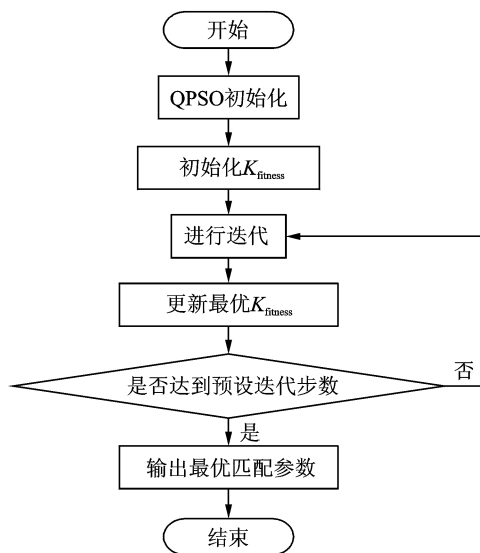


图3 QPSO算法流程图

Fig. 3 Flow chart of QPSO algorithm

2.2 FIE机理

频域信息交换法是在不改变信号幅值的前提下，将高频特征信号的频域信息交换到基准低频信号处，这种变换基于希尔伯特变换(Hilbert transform)得以实现^[15]。信号经希尔伯特变换后各频率成分的幅度保持不变，但相位会出现 $\pi/2$ 相移。希尔伯特变换是将连续时间信号 $s(t)$ 与单位冲击响应 $h(t)$ 做卷积，即

$$\hat{s}(t) = H[s(t)] = h(t) * s(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau)h(t-\tau)d\tau =$$

$$\frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{s(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (9)$$

其中： $H[\cdot]$ 为Hilbert变换； $h(t) = 1/\pi t$ 。

为避免信号叠加先对低频信号上边带调制，再对高频信号下边带调制。当基准低频信号为 $s_1(t) = A_1 \cos(\omega_1 t + \theta_1)$ ，高频特征信号为 $s_2(t) = A_2 \cos(\omega_2 t + \theta_2)$ ，载波信号为 $\cos(\omega_z t)$ (ω_z 为基准低频信号与高频特征信号的差值频率)时，其基准低频信号上边带调制过程如下

$$\begin{aligned} s_{1\text{SSB}}(t) &= s_1(t) \cos(\omega_z t) - H[s_1(t)] H[\cos(\omega_z t)] = \\ &= A_1 \cos(\omega_1 t + \theta_1) \cos(\omega_z t) - A_1 \sin(\omega_1 t + \theta_1) \sin(\omega_z t) = \\ &= A_1 \cos[(\omega_1 + \omega_z)t + \theta_1] \end{aligned} \quad (10)$$

高频特征信号下边带调制过程如下

$$\begin{aligned} s_{2\text{SSB}}(t) &= s_2(t) \cos(\omega_z t) + H[s_2(t)] H[\cos(\omega_z t)] = \\ &= A_2 \cos(\omega_2 t + \theta_2) \cos(\omega_z t) + A_2 \sin(\omega_2 t + \\ &= A_2 \cos[(\omega_2 - \omega_z)t + \theta_2] \end{aligned} \quad (11)$$

其中： $s_{1\text{SSB}}$ 为经上边带调制处理后的基准低频信号； $s_{2\text{SSB}}$ 为经下边带调制处理后的高频特征信号。

由式(10,11)可知，经过FIE处理后 $s_1(t)$ 的频率为 $\omega_1 + \omega_z$ ， $s_2(t)$ 的频率为 $\omega_2 - \omega_z$ ，且幅值不变。现以仿真信号 $s(t) = \cos(2\pi \times 10t) + \sqrt{2D}\epsilon(t)$ 为例，将特征频率10 Hz与基准低频0.1 Hz处的频域信息进行交换，其中，噪声强度 $D=0.2$ ， $t=(0.01:0.01:50)$ ，时域波形如图4(a)所示，频谱如图4(b)所示。首先通过傅里叶变换获得特征频率10 Hz频率的频域信息，然后采用载波信号 $\cos(2\pi \times 9.9t)$ 对基准低频信号进行上边带调制，再对高频特征信号进行下边带调制，最后得到频域信息交换后的时域波形如图4(c)所示，频谱如图4(d)所示，此时在0.1 Hz处就具有了10 Hz处的频域信息。

3 实测信号分析

为验证QPSO-FIE-SR方法对识别故障弱信号的有效性，对滚动轴承实测振动信号分别采用FIE-SR, QPSO-SR和FIE-QPSO-SR三种方法进行故障特征提取对比。试验轴承型号为6203，在轴承内圈表面线切割一个宽2 mm，深1 mm的槽用于模拟轴承内圈故障，采用QPZZ-II旋转机械振动故障试验平台对滚动轴承振动信号进行采集，传动轴转速为1790 r/min，采样频率为1200 Hz，采样时间为10 s。滚动轴承主要参数如表1所示，根据轴承故障经验公式内圈故障的特征频率为148.1 Hz。

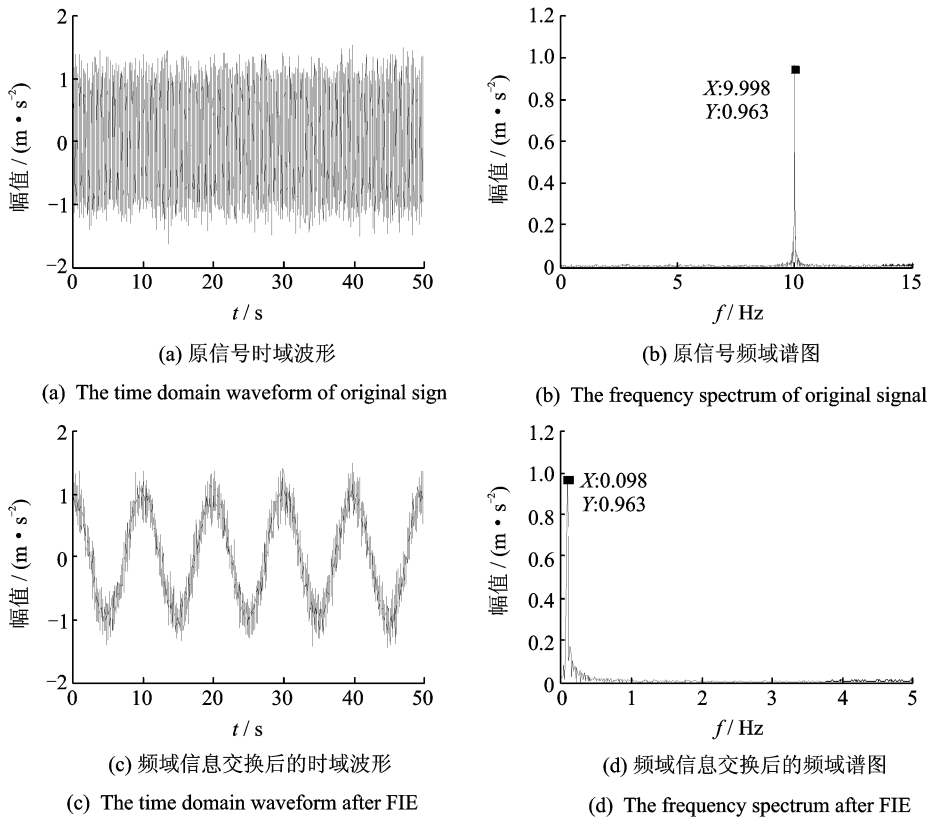


图 4 仿真信号频域信息交换

Fig. 4 Frequency information exchange of simulation signal

表 1 滚动轴承的主要参数

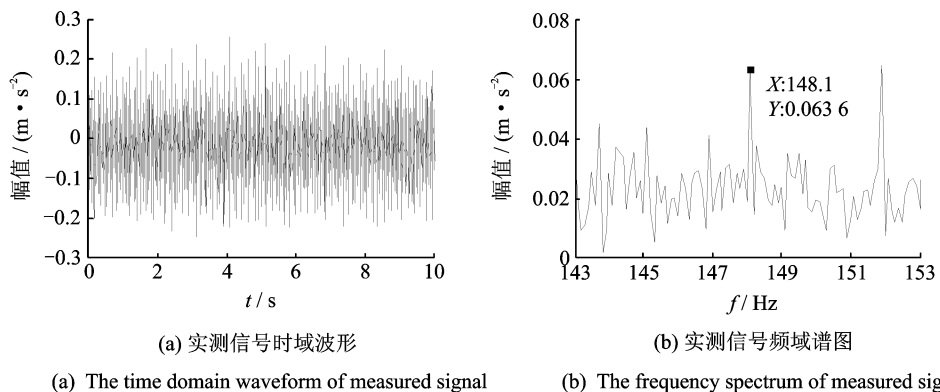
Tab. 1 Main parameters of rolling bearing

节圆直径/mm	滚珠直径/mm	滚动体个数	接触角/(°)
28.5	6.75	8	0

滚动轴承的原始振动信号时域图如图 5(a) 所示,其 143~153 Hz 频域处的频谱如图 5(b) 所示,148.1 Hz 处的振幅较大,但受干扰噪声的影响故障特征不明显,对原始信号进行随机共振处理。首先根据原始信号特征采用 QPSO 法优化双稳随机共振系统参数,优化后的系统参数为 $a = 0.16$, $b =$

0.45。再采用优化后的双稳系统对原始信号进行随机共振处理,经 QPSO-SR 处理后的振动信号时域图如图 5(c) 所示,其 143~153 Hz 频域处的频谱如图 5(d) 所示。148.1 Hz 处的振幅由 0.063 6 增至 0.075 1,幅值增幅较小,对干扰信号的削弱程度不明显,说明在该频段的随机共振效果不明显。

由原始信号采样频率和采样时间可知,频率轴的分辨率为 $1\ 200\ \text{Hz}/12\ 000 = 0.1\ \text{Hz}$,即频率轴可识别的最小频率信息为 0.1 Hz。对原始振动信号进行 FIE 频域信息交换,采用频率为 145 Hz 的余弦载波信号,将故障特征频率移至 0~10 Hz 范围内,



(a) The time domain waveform of measured signal

(b) The frequency spectrum of measured signal

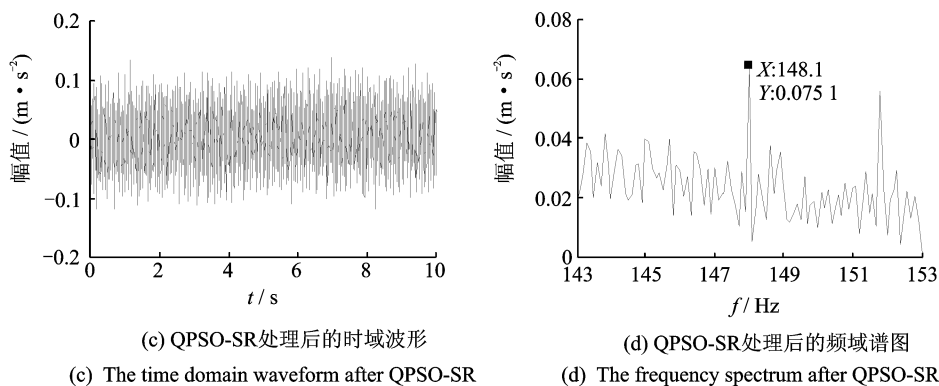


图 5 实测信号 QPSO-SR 处理图

Fig. 5 Measured signal QPSO-SR treatment map

交换后的信号时域图如图 6(a)所示,其频谱如图 6(b)所示,在频率为 3.1 Hz 处幅值为 0.063 6,说明 148.1 Hz 处的故障信息已经频移到 3.1 Hz 处。再对频移后的信号进行随机共振处理,双稳系统参数 a 取 0.1, b 取 0.2,经 FIE-SR 处理后的信号时域图如图 6(c)所示,其频谱如图 6(d)所示,3.1 Hz 的幅值为 0.096 8。虽然能够识别轴承故障特征,但从最终的频谱图上看存在许多干扰信号,无法准确地确定 3.1 Hz 处为故障特征信号,说明随机共振未达到

最优效果。

为了使随机共振的效果达到最优,首先根据频移后的信号特征采用 QPSO 法优化双稳随机共振系统参数,优化后的系统参数为 $a=0.035, b=0.26$ 。再采用优化后的双稳系统对频移后的信号进行随机共振处理,经 FIE-QPSO-SR 处理后的振动信号时域图如图 7(a)所示,其 0~10 Hz 频域处的频谱如图 7(b)所示,3.1 Hz 的幅值为 0.134,干扰信号的振幅明显被削弱,故障特征信号被准确的识别出来。

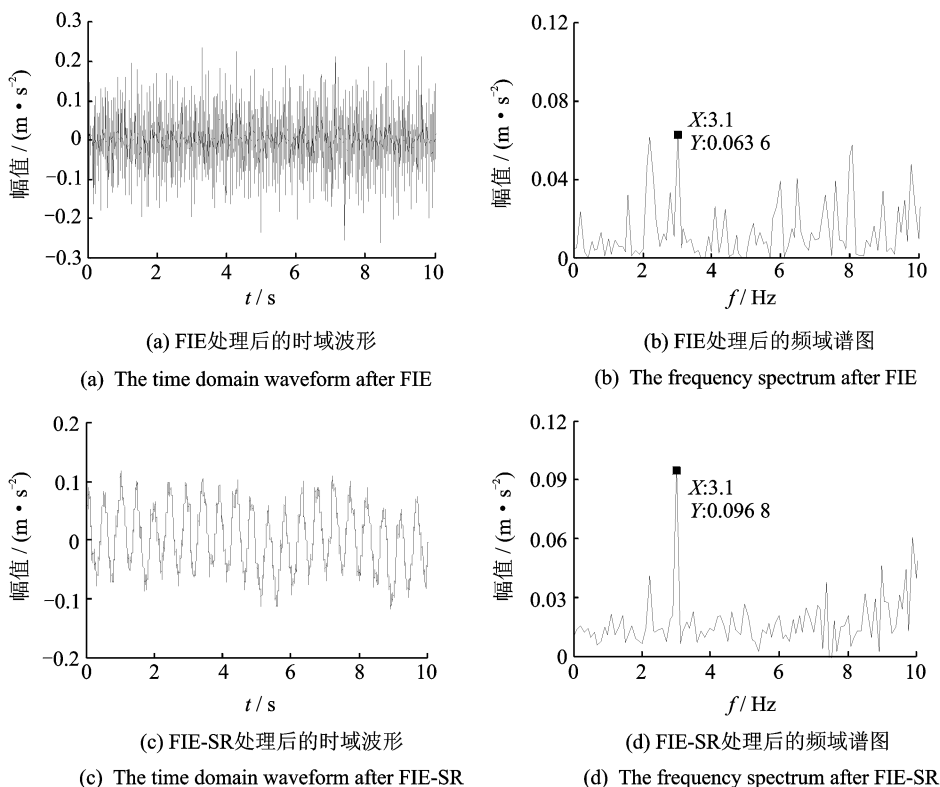


图 6 实测信号 FIE-SR 处理图

Fig. 6 Measured signal FIE-SR treatment map

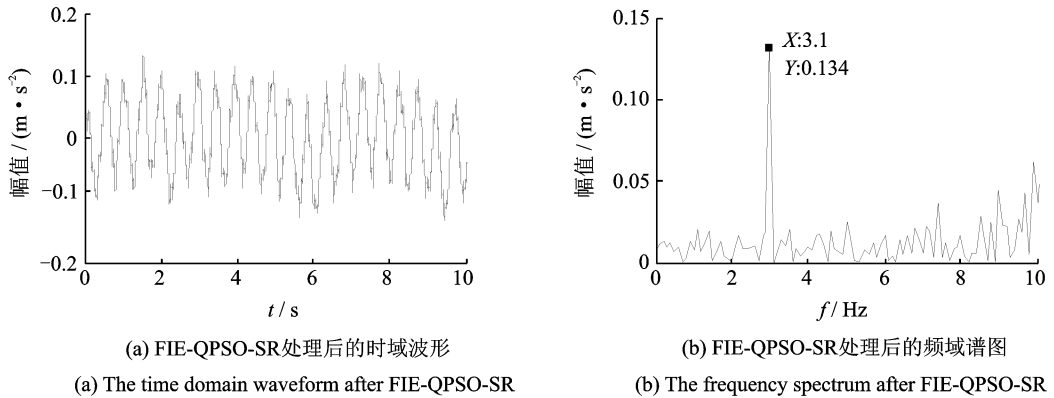


图7 实测信号 FIE-QPSO-SR 处理图

Fig. 7 Measured signal FIE-QPSO-SR treatment map

相比于 QPSO-SR 和 FIE-SR 故障特征提取方法, FIE-QPSO-SR 法的故障特征信息幅值分别提高了 38% 和 78%, 且干扰信号被大大削弱。因此, FIE-QPSO-SR 法与随机共振现有方法相比进一步提高了旋转机械故障诊断的精确度。

4 结束语

笔者分析了双稳随机共振在振动信号处理方面的局限性, 并针对其局限性提出了一种基于频域信息交换的 QPSO 自适应参数匹配随机共振方法。将频域信息交换法与 QPSO 优化方法相结合, 实现了故障特征信号向随机共振有效频段的转换并根据信号特征匹配最优随机共振系统, 使随机共振的效果达到最佳。通过对轴承振动试验信号的分析, 验证了 FIE-QPSO 随机共振法相比单独采用 FIE 和 QPSO 的随机共振法能够更为有效地提取出强噪声背景下较高频段的故障特征信号, 削弱干扰信号对故障识别的影响。

参 考 文 献

[1] 陈凯, 李富才, 李鸿光. 快速自适应经验模态分解方法及轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(4): 647-652.
Chen Kai, Li Fucui, Li Hongguang. Rolling bearing fault diagnosis based on fast adaptive empirical mode decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(4): 647-652. (in Chinese)

[2] 张亢, 程军圣. 基于 LMD 和阶次跟踪分析的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(3): 586-591.

Zhang Kang, Cheng Junsheng. Roller bearing fault diagnosis based on LMD and order tracking analysis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(3): 586-591. (in Chinese)

[3] 唐贵基, 王晓龙. 可调品质因子小波变换在滚动轴承微弱故障特征提取中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(3): 746-754.
Tang Guiji, Wang Xiaolong. Application of tunable q-factor wavelet transform to feature extraction of weak fault for rolling bearing[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3): 746-754. (in Chinese)

[4] Wang Jun, He Qingbo, Kong Fanrang. An improved multiscale noise tuning of stochastic resonance for identifying multiple transient faults in rolling element bearings[J]. Journal of Sound and Vibration, 2014, 333(26): 7401-7421.

[5] Lai Zhihui, Leng Yonggang. Weak-signal detection based on the stochastic resonance of bistable duffing oscillator and its application in incipient fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 81: 60-74.

[6] Addesso P, Pierro V, Filatrella G. Interplay between detection strategies and stochastic resonance properties [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2016, 30(1-3): 15-31.

[7] Han Dongying, Li Pei, An Shujun, et al. Multi-frequency weak signal detection based on wavelet transform and parameter compensation band-pass multi-stable stochastic resonance[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70: 995-1010.

[8] Shi Peiming, Ding Xuejuan, Han Dongying. Study on multi-frequency weak signal detection method based on stochastic resonance tuning by multi-scale noise [J]. Measurement, 2014, 47: 540-546.

- [9] 韩东颖,丁雪娟,时培明. 基于自适应尺度频移带通随机共振降噪的 EMD 多频微弱信号检测[J]. 机械工程学报,2013,49(8):10-18.
Han Dongying, Ding Xuejuan, Shi Peiming. Multi-frequency weak signal detection based on EMD after denoising by adaptive re-scaling frequency-shifted band-pass stochastic resonance [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(8):10-18. (in Chinese)
- [10] 蔡道勇,许同乐,李璞晟,等. 基于 FastICA 自适应双稳随机共振方法的轴承信号特征提取[J]. 中国农机化学报,2016,37(5):54-59.
Cai Daoyong, Xu Tongle, Li Pusheng, et al. Bearing signal feature extraction based on FastICA adoptive bistable stochastic resonance method[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2016, 37(5):54-59. (in Chinese)
- [11] 谢有浩,刘晓乐,刘后广,等. 基于改进移频变尺度随机共振的齿轮故障诊断[J]. 农业工程学报,2016,32(8):70-76.
Xie Youhao, Liu Xiaole, Liu Houguang, et al. Improved frequency-shifted and re-scaling stochastic resonance for gear fault diagnosis[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(8):70-76. (in Chinese)
- [12] 高仕龙,钟苏川,韦鹏,等. 基于混沌和随机共振的微弱信号检测[J]. 物理学报,2012,61(18):45-51.
Gao Shilong, Zhong Suchuan, Wei Kun, et al. Weak signal detection based on chaos and stochastic resonance [J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(18):45-51. (in Chinese)
- [13] Li Jimeng, Chen Xuefeng, He Zhengjia. Adaptive stochastic resonance method for impact signal detection based on sliding window[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 36(2):240-255.
- [14] Li Jimeng, Zhang Yungang, Xie Ping. A new adaptive cascaded stochastic resonance method for impact features extraction in gear fault diagnosis[J]. Measurement, 2016, 91:499-508.
- [15] 刘进军,冷永刚,赖志慧,等. 基于频域信息交换的随机共振研究[J]. 物理学报,2016,65(22):193-206.
Liu Jinjun, Leng Yonggang, Lai Zhihui, et al. Stochastic resonance based on frequency information exchange [J]. Acta Physica Sinica, 2016, 65(22):193-206. (in Chinese)
- [16] Li Guoying, Li Jimeng, Wang Shibin, et al. Quantitative evaluation on the performance and feature enhancement of stochastic resonance for bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 81:108-125.
- [17] Lu Siliang, He Qingbo, Dai Daoyi, et al. Periodic fault signal enhancement in rotating machine vibrations via stochastic resonance[J]. Journal of Vibration and Control, 2016, 22(20):4227-4246.
- [18] Xu Chao, Zhang Peilin, Wang Huaiguang, et al. Ultrasonic echo waveshape features extraction based on QP-SO-matching pursuit for online wear debris discrimination[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 60:301-315.



第一作者简介:陈长征,男,1964年9月生,博士、教授。主要研究方向为振动、噪声分析与控制。曾发表《基于遗传算法的快速多极基本解法的源点分布优化分析》(《机械工程学报》2016年第52卷第7期)等论文。

E-mail: chencz6699@sina.com

