

基于VMD和QPSO-SR的风电机组 轴承故障提取方法

谷晓娇¹, 陈长征^{1,2}

(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: 提出一种基于量子粒子群优化算法的自适应随机共振(quantum particle swarm optimization stochastic resonance, QPSO-SR)降噪和变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)的风电机组轴承故障提取方法。首先根据原始故障振动信号特征采用量子粒子群优化算法自适应地进行随机共振参数优化;其次以信噪比最优的参数值对原始信号进行随机共振降噪处理,削弱噪声干扰和冲击成分对结果的影响并增强故障信号幅值;再用VMD法分解降噪处理后的信号,实现故障信号的提取。仿真分析和实验分析表明,该方法提高了VMD在噪声背景下的计算精度,实现风电机组滚动轴承故障的精确诊断。

关键词: 滚动轴承; 风电机组; 故障诊断; 变分模态分解; 随机共振

中图分类号: TK83; TH165^{+.3} **文献标识码:** A

0 引 言

作为一种技术比较成熟的可再生清洁能源,风力发电已进入大规模发展阶段。由于风场大部分位于野外,机组部件要经受风速风向的不规则变化,工作环境比较恶劣,随着使用时间的累加,发生故障的机率也越大^[1,2]。根据瑞典皇家理工学院可靠性评估管理中心对风力发电机组中各零部件故障进行的统计,滚动轴承的故障率最高且故障停机时间最长,因此滚动轴承故障诊断对风力机的稳定运行十分重要。

振动分析是用于旋转机械健康监测和故障诊断的常用方法,机械设备振动信号中含有丰富的状态信息。当一个旋转机器工作在恶劣的环境中时,有用的故障信号往往淹没在强背景噪声下从而严重影响故障诊断的准确性^[3]。为了从复杂的原始信号中提取有用信号,不少学者提出多种有效的弱信号提取方法。一类是从去噪的角度实现提取弱信号,如小波变换、混沌理论、经验模态分解(empirical modal decomposition, EMD)、局部均值分解(local mean decomposition, LMD)等^[4-7]。在2014年

由 Dragomiretskiy 等^[8]提出一种自适应信号处理新方法变分模态分解(variational mode decomposition, VMD),该方法在获取分解分量的过程中通过迭代搜寻变分模型最优解来确定每个分量的频率中心及带宽,从而能自适应地实现信号的频域剖分及各分量的有效分离。目前,将变分模态分解应用于机械故障诊断领域的研究成果表明,其在很多方面表现出比LMD和EMD更加优异的性能。但是在强噪声背景或早期故障诊断方面,VMD方法具有一定的局限性,很难准确的提取故障特征信息。

另一类则是通过随机共振(stochastic resonance, SR)利用噪声来增强微弱信号。文献[9]将小波变换与随机共振理论相结合,通过调整小波多尺度分解的振幅,实现了在强噪声背景下多个高频微弱信号的检测。文献[10]将快速独立分量分析法与自适应双稳随机共振相结合,实现强噪声背景下微弱信号的快速获取。文献[11]利用移频变尺度预处理大参数信号并采用鱼群算法对SR系统参数进行同步优化,实现微弱特征信号的最优提取。文献[12]基于混沌理论构造相应的Duffing振子监测微弱信号,较传统监测法降低了信噪比门

收稿日期: 2017-04-17

基金项目: 国家自然科学基金(51675350; 51575361)

通信作者: 陈长征(1964—), 男, 博士、教授、博士生导师, 主要从事设备状态监测与故障诊断方面的研究。chenzc6699@sina.com

限。这些研究将随机共振与信号处理方法及优化方法相结合,对强噪声背景下的故障诊断具有重要的实际意义。

本文在上述研究的基础上结合VMD和SR各自的特征,提出了一种基于VMD和量子粒子群(quantum particle swarm optimization, QPSO)自适应随机共振的轴承故障信号提取方法。首先根据原始信号特征和量子粒子群算法优化随机共振系统参数,经过随机共振使原始信号中的噪声频率成分减弱,故障频率成分增强。其次对经随机共振处理后的信号采用VMD法分解,提取出有用信号特征。通过轴承实测信号分析表明,该方法可排除大部分由背景噪声产生的虚假信号,使VMD分解所得的分量更好地体现故障信号信息,并能增强有用信号幅值,从而使噪声背景下的故障信号检测结果更加准确可靠。

1 变分模态分解方法

VMD算法是一种新型非递归变分模式信号分解方法,可将复杂的输入信号分解成一组离散的模式分量。VMD算法的具体计算过程如下:

1)对每个模态函数 u_k 进行Hilbert变换,以获得其解析信号。

$$\left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] \times u_k(t) \quad (1)$$

2)对 u_k 的预估中心频率 $e^{-j\omega_k t}$ 进行混合,并将其频谱调制到与之对应的基频带:

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] \times e^{-j\omega_k t} \quad (2)$$

3)计算式(2)中解调信号梯度的平方 L^2 范数并估计每个模态信号的带宽,构造变分问题如下:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] \times e^{-j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \quad (3)$$

s.t. $\sum_k u_k = f$

式中, $\{u_k\}$ —— k 个变分模态分量, $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_k\}$; $\{\omega_k\}$ —— 每个分量对应的中心频率, $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_k\}$; k —— 变分模态分量数; t —— 时间; ∂_t —— t 的偏导数; $\delta(t)$ —— 脉冲函数; $j = \sqrt{-1}$; ω —— 循环频率; f —— 输入信号。

4)为将约束变分问题转化为无约束的问题,引

入二次惩罚因子 a 以保证噪声条件下信号重构和收敛的准确性,引入拉格朗日乘法算子 l 以保证约束条件的严格性。引入2个参数后的扩展拉格朗日表达式为:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] \times e^{-j\omega_k t} \right\|^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (4)$$

5)采用乘法算子交替方向法(ADMM)求解扩展拉格朗日表达式,具体步为:

①初始化 $\{\hat{u}_k^l\}$ 、 $\{\omega_k^l\}$ 、 $\hat{\lambda}^l$ 、 n ;

②执行循环: $n = n + 1$;

③更新 u_k 、 ω_k 和 λ ;

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2a(\omega - \omega_k)^2} \quad (5)$$

$$\omega_k^{n+1} \leftarrow \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (6)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau [\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)] \quad (7)$$

④判断是否满足如下收敛条件则停止迭代,否则返回步骤②。

$$\sum_k \left\| \hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n \right\|_2^2 / \left\| \hat{u}_k^n \right\|_2^2 < e \quad (8)$$

式中, e —— 收敛停止条件。最终得 k 个变分模态分量。

2 QPSO 自适应随机共振

2.1 随机共振基本理论

对双稳或多稳非线性系统输入含噪声的信号并通过调节参数使系统特性达到最优,此时含噪声信号和非线性随机系统产生放大效果最佳的随机共振^[13]。双稳过阻尼 Langevin 系统方程为:

$$\dot{x} = -\frac{dU(x)}{dx} + s(t) + n(t) \quad (9)$$

式中, $U(x)$ —— 势函数。

$$U(x) = -\frac{1}{2}ax^2 + \frac{1}{4}bx^4 \quad (10)$$

式中, a 、 b —— 系统参数。由式(10)可知势函数有一个极大值点和2个极限值点,由中部势垒隔成

2 个势阱,势垒高度为 $a^2/(4b)$; $s(t)$ 是振幅为 A_i , 驱动频率为 f_i 的输入信号, $s(t) = \sum_{i=1}^n A_i \sin(2\pi f_i t)$; $n(t)$ 是强度为 D , 均值为 0, 方差为 1 的白噪声信号, $n(t) = \sqrt{2D} \varepsilon(t)$ 。

2.2 QPSO 自适应随机共振参数选取

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^[14]。当输入信号的强度 D 为 0.2、频率 f_0 为 0.1 Hz、幅值 A 为 0.1 时, 系统的随机共振响应振幅 \bar{x} 随双稳系统参数 a 、 b 的变化曲线如图 1 所示。

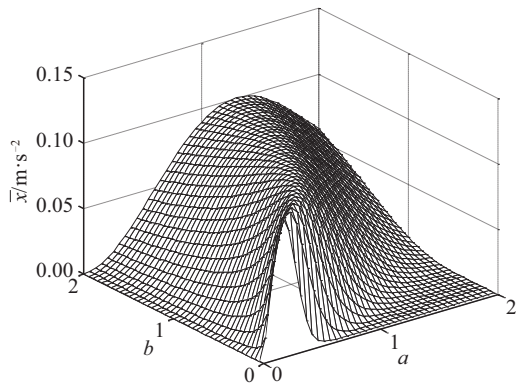


图 1 系统参数对响应幅值的影响

Fig. 1 Effect of system parameters on response amplitude

由图 1 可知对于一定的输入信号存在最优的系统参数 a 、 b 使 SR 效果最佳, 故根据输入信号特征采用 QPSO 算法对系统参数进行优化处理。

在量子空间中需要采用波函数描述粒子状态。波函数的平方表示粒子在量子空间不同位置出现的概率, 通过蒙特卡罗随机模拟可得到粒子的位置方程为:

$$x(t) = P \pm \frac{L}{2} \ln(1/v) \quad (11)$$

式中, v —— $[0, 1]$ 区间的随机数; L ——随时间变化的势阱特征长度, 变化规律为:

$$L(t+1) = 2\beta \left| \sum_{i=1}^N P_i / N - x(t) \right| \quad (12)$$

式中, β ——收缩扩张系数; N ——粒子种群数; P_i ——粒子 i 的局部最优值。

最终粒子的位置方程为:

$$x(t+1) = P \pm \beta \left| \sum_{i=1}^N P_i / N - x(t) \right| \ln(1/v) \quad (13)$$

每个粒子的适应值 ($fitness$) 由待优化的目标函数决定, 随机共振系统的性能主要体现在输出信号的

信噪比 SNR , 因此 QPSO 算法的适应度函数为:

$$fitness(x) = 10 \log \frac{P_s}{P_n} \quad (14)$$

式中, P_s ——信号的有效功率; P_n ——噪声的有效功率。

基于 QPSO 自适应 SR 算法流程图如图 2 所示。

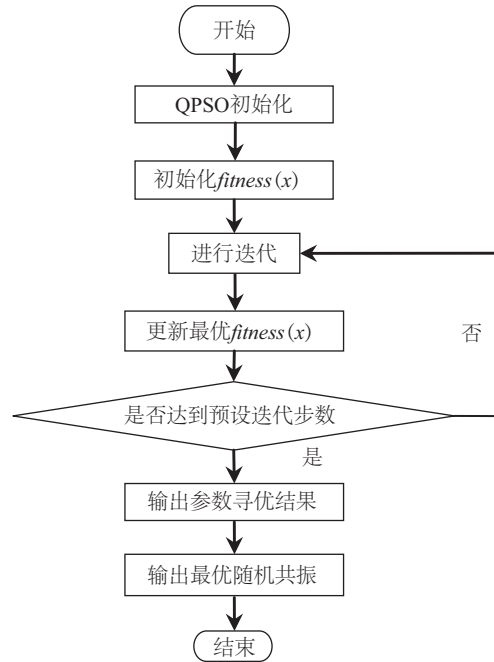


图 2 QPSO-SR 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of QPSO-SR algorithm

3 QPSO-SR 降噪的 VMD 故障提取

3.1 仿真信号分析

使用 2 种频率分别为 5 和 50 Hz 叠加的正弦信号, 并添加高斯白噪声来模拟故障信息信号, 仿真信号表达式如下:

$$x(t) = 0.15 \sin(2\pi \times 5t) + 0.15 \sin(2\pi \times 50t) + n(t) \quad (15)$$

式中, t ——取值 0.001:0.001:1.000; $n(t)$ ——强度为 0.8 的高斯白噪声。

对该模拟信号分别进行 VMD 分解和经 QPSO-SR 降噪的 VMD 分解并进行对比。惩罚因子 α 选用默认值 2000, 带宽 τ 选用默认值 0, 采用观察中心频率法确定模态数 K , 当 $K=6$ 时开始, 出现中心频率相近的过分解现象, 故模态数选为 5。VMD 分解结果如图 3 所示。经变分模态分解后,

u_1 频谱中 5 Hz(由点 1 表示)幅值为 0.1416 及 u_2 频谱中 50 Hz(由点 2 表示)幅值为 0.1439,表现故障特征信号, u_3 、 u_4 、 u_5 表现了噪声信号,而 u_1 、 u_2 中也混有一部分干扰噪声,不能准确识别故障特征信号。

在 VMD 分解前先对仿真信号进行随机共振降噪,采用量子粒子群优化算法对随机共振系统参数 a 、 b 进行寻优,设 a 、 b 的寻优范围均为 $[0.01: 0.01: 2.00]$ 。仿真结果表明,当 $a=0.05$, $b=0.17$ 时, SNR 取得最大值,选定此参数对含噪信号进行

降噪处理,再对降噪后的信号进行变分模态分解,经 QPSO-SR 降噪后的 VMD 分解结果如图 4 所示。 u_1 、 u_2 中混杂的干扰噪声被削弱, u_1 频谱中 5 Hz(由点 1 表示)幅值由 0.1416 增至 0.1820, u_2 频谱中 50 Hz(由点 2 表示)幅值由 0.1439 增至 0.1922,代表故障信息频率的幅值明显增强,有用的信息被准确的识别出来,表现噪声信号的模态分量 u_3 、 u_4 、 u_5 幅值被削弱。经 QPSO-SR 降噪处理后,可将一部分噪声能量传递给有用信号,有利于变分模态分解更准确地获取有用信息。

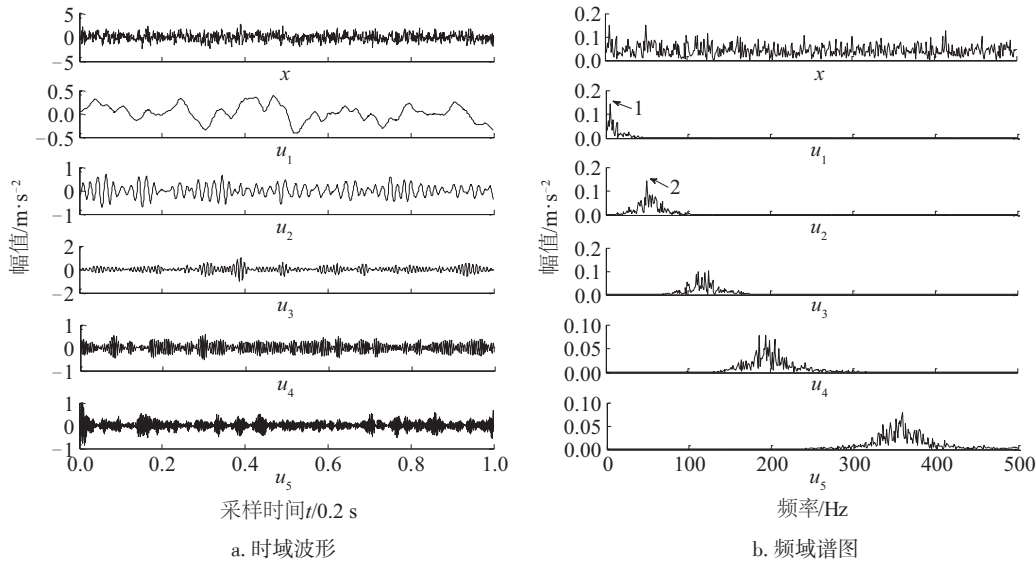


图3 仿真信号VMD分析结果

Fig. 3 VMD analysis result of simulated signal

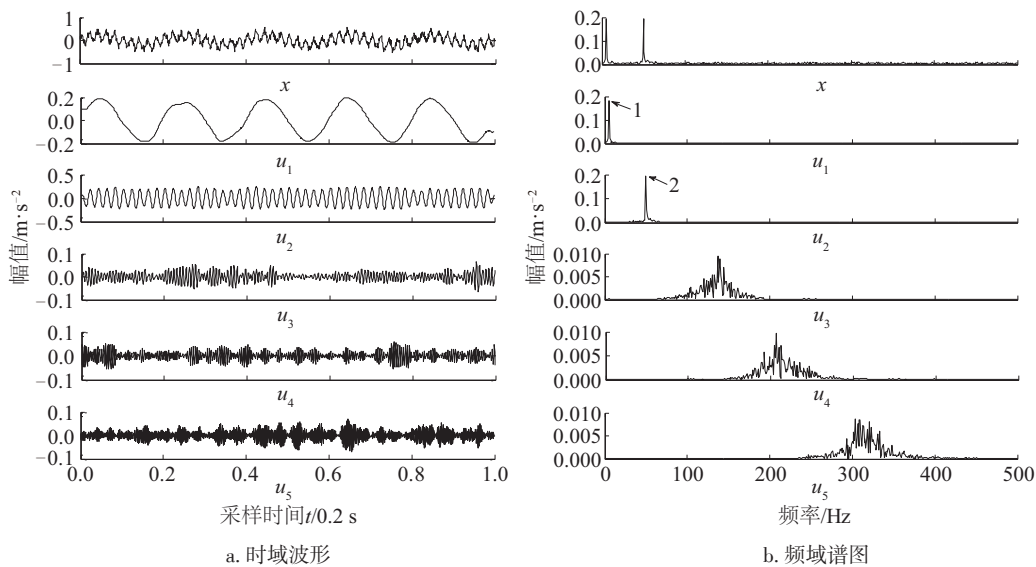


图4 QPSO-SR降噪的仿真信号VMD分析结果

Fig. 4 VMD analysis result of simulated signal based on QPSO-SR de-noising

3.2 实例分析

工作状态下的风电机组轴承故障信号通常表现为非平稳弱信号,往往被淹没在较强的背景噪声下,使得难以检测和提取特征信息。为了验证基于 QPSO-SR 降噪下的 VMD 信号检测方法对风电机组轴承故障信号提取的有效性,采用风力发电机实验装置实测滚动轴承故障信号进行验证,实验台主轴承转速恒定为 260 r/min,采样频率为 16000 Hz,采样点数 5468。轴承型号为 230/670 CA/W33,轴承内圈故障特征频率为 162 Hz,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。

滚动轴承内圈故障振动信号的时域和频域波形如图 5a 和图 5b 所示,通过波形可看出振动信号中有明显的噪声干扰和冲击成分,且频谱成分丰富,无法直接获取故障信息。

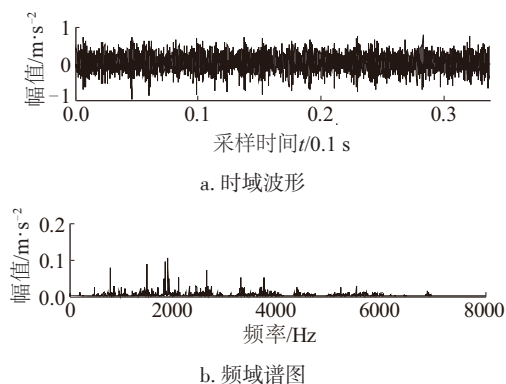


图5 轴承振动信号频谱

Fig. 5 Vibration signal spectrum of bearing

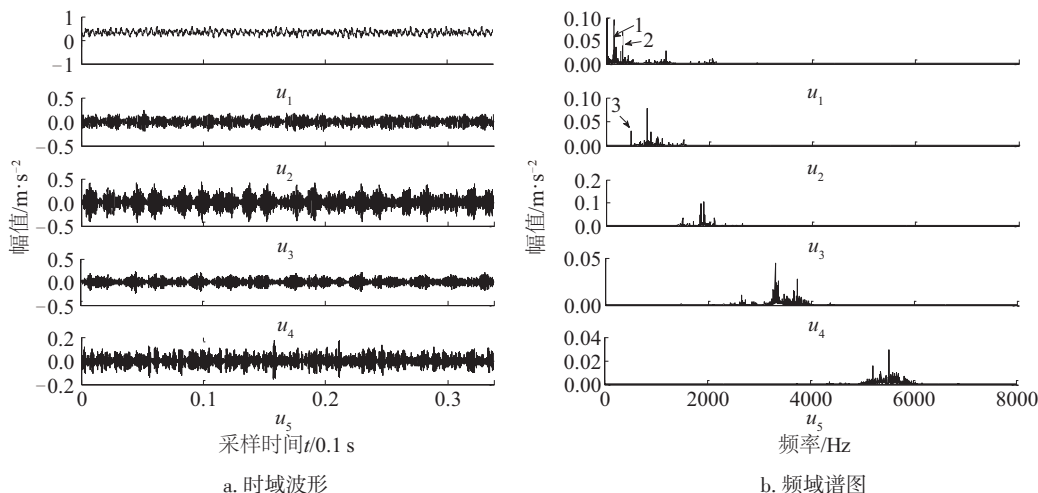


图6 实验信号VMD分析结果

Fig. 6 VMD analysis result of experimental signal

直接对原始振动信号进行 VMD 分解,分解结果的时域和频域波形如图 6a 和图 6b 所示。模态分量中依然包含着噪声干扰和冲击成分,VMD 分解未能有效发挥作用,轴承内圈故障的特征频率频 (162 Hz)、二倍频(324 Hz)及三倍频(486 Hz)的故障特征不明显,这对工程中故障诊断的准确性产生一定程度的干扰。

用本文方法对振动信号进行处理,首先利用 QPSO-SR 法对信号进行预处理,根据实测信号特征采用量子粒子群算法优化系统参数并进行随机共振处理,在大参数信号处采用频域信息交换法克服随机共振对采样频比的制约,具体计算过程详见文献[15],之后对降噪后的信号进行 VMD 分解,结果的时域和频域波形如图 7a 和图 7b 所示。分解结果受噪声影响较小,能清晰看到轴承内圈故障的特征频率频 (162 Hz)、2 倍频(324 Hz)及 3 倍频 (486 Hz),凸显故障特征,并且噪声成分微弱,能有效直观地分析出轴承故障类型为内圈故障,实验结果与理论结果一致。相比未经过 QPSO-SR 法处理的原始信号,处理后的信号时域波形的冲击振动明显减少,频谱的能量分布也更集中于轴承故障频段。这说明通过适当的随机共振方法可以将一部分噪声能量传递给有用信号。通过使用所提出的方法实现了滚动轴承内圈故障的诊断,同样,如果要判断轴承外圈,滚动体或保持架是否存在故障,则需要根据不同的振动信号特征优化随机共振系统,再通过 SR 降噪和 VMD 分解结果提取故障特征信息。

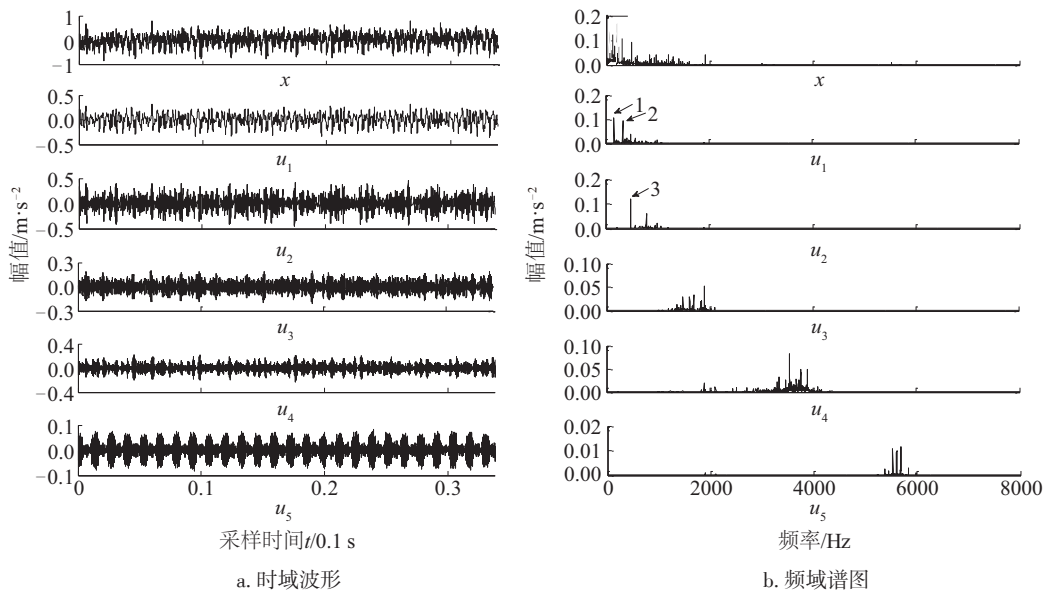


图7 QPSO-SR降噪的仿真信号VMD分析结果

Fig. 7 VMD analysis result of experimental signal based on QPSO-SR de-noising

4 结 论

1) 风电机组滚动轴承故障信号通常被淹没在强烈的背景噪声中, 故障特征提取十分困难, 基于变分模态分解和量子粒子群优化自适应随机共振的滚动轴承故障诊断方法能有效提取轴承早期故障特征。

2) 相比单纯采用VMD分解方法, 本文所提方法能使变分模态分解的结果更为准确可靠, 克服了噪声干扰和冲击成分对故障信息识别的影响, 通过仿真分析和滚动轴承实验证明该方法的有效性。

3) 在所提方法中, 基于变分模态分解和量子粒子群优化自适应随机共振的故障特征提取方法也有自身缺陷, 随机共振在对不同频段的信号处理方面存在一定的局限性, 因此还有待于进一步研究。

【参考文献】

- [1] 赵洪山, 李浪, 王颖. 一种基于盲源分离和流形学习的风电机组轴承故障特征提取方法[J]. 太阳能学报, 2016, 37(2): 269—275.
- [1] Zhao Hongshan, Li Lang, Wang Ying. Fault feature extraction method of wind turbine bearing based on blind source separation and manifold learning[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2016, 37(2): 269—275.
- [2] 陈长征, 张磊, 刘杰, 等. 考虑齿侧间隙的风力机齿轮箱行星传动系统非线性动力响应分析[J]. 太

阳能学报, 2016, 37(6): 1587—1593.

- [2] Chen Changzheng, Zhang Lei, Liu Jie, et al. Nonlinear dynamic response analysis of planetary set of wind turbine gaerbox considering backlash[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2016, 37(6): 1587—1593.
- [3] Lin Yonggang, Tu Le, Liu Hongwei, et al. Fault analysis of wind turbines in China[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 55: 482—490.
- [4] Xie Lei, Lang Xun, Chen Junhui, et al. Time-varying oscillation detector based on improved LMD and robust Lempel-Ziv complexity[J]. Control Engineering Practice, 2016, 51: 48—57.
- [5] Jena D P, Panigrahi S N. Automatic gear and bearing fault localization using vibration and acoustic signals[J]. Applied Acoustics, 2015, 98: 20—33.
- [6] Yang Dong, Li Hui, Hu Yaogang, et al. Vibration condition monitoring system for wind turbine bearings based on noise suppression with multi-point data fusion[J]. Renewable Energy, 2016, 92: 104—116.
- [7] Hang Jun, Zhang Jianzhong, Cheng Ming. Application of multi-class fuzzy support vector machine classifier for fault diagnosis of wind turbine[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2016, 297: 128—140.
- [8] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531—544.
- [9] 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.
- [10] 蔡道勇, 许同乐, 李璞晟, 等. 基于Fast ICA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.
- [10] Cai Daoyong, Xu Tongle, Li Pusheng, et al. Bearing signal feature extraction based on Fast ICA adoptive bistable stochastic resonance method[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2016, 37(5): 54—59.
- [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.
- [11] 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.
- [12] 高仕龙, 钟苏川, 韦 鵬, 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): 180501.
- [12] Gao Shilong, Zhong Suchuan, Wei Kun, et al. Weak signal detection based on chaos and stochastic resonance[J]. *Acta Physica Sinica*, 2012, 61(18): 180501.
- [13] 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.
- [14] Adesso P, Pierro V, Filatrella G. Interplay between detection strategies and stochastic resonance properties[J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2016, 30(1): 15—31.
- [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): 220501.
- [15] Liu Jinjun, Leng Yonggang, Lai Zhihui, et al. Stochastic resonance based on frequency dominion formation exchange[J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(22): 220501.

FAULT EXTRACTION METHOD OF WIND TURBINE BEARING BASED ON VMD AND QPSO-SR

Gu Xiaojiao¹, Chen Changzheng^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;

2. Liaoning Engineering Center for Vibration and Noise Control, Shenyang 110870, China)

Abstract: A new method of fault extraction of wind turbine bearing was proposed based on quantum particle swarm optimization stochastic resonance (QPSO-SR) for adaptive de-noising and variable mode decomposition (VMD). Firstly, stochastic resonance parameters are optimized adaptively by using quantum particle swarm optimization algorithm according to the characteristics of the original fault vibration signal. Secondly, the best stochastic resonance system parameters are output when the signal to noise ratio reach the optimal value. The original signal is processed by optimal stochastic resonance system for de-noising to weaken the influence of the noise interference and the impact component on the results and enhance the amplitude of the fault signal. Then the VMD method is used to decompose the de-noised signal to realize the extraction of fault signals. The results of the simulated analysis and the experimental analysis results show that the proposed method improve the computational accuracy of VMD and realize the accurate diagnosis of wind turbine rolling bearing.

Keywords: rolling bearing; wind turbine; fault diagnosis; variable mode decomposition; stochastic resonance