

采用遗传算法的自适应随机共振系统 弱信号检测方法研究

王晶^{1,2}, 张庆^{1,2}, 梁霖^{1,2}, 张熠卓¹, 徐光华^{1,2}

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对传统自适应随机共振系统只能实现单参数优化的缺点, 提出了一种基于遗传算法的多参数同步优化自适应随机共振算法. 该算法选用由双稳系统输出的信噪比作为遗传算法的适应度函数, 能够实现随机共振系统中多个参数的自适应选取, 从而最优地检测出原始信号中的微弱周期成分. 同时, 将该优化算法和移频变尺度随机共振相结合, 可以实现大参数条件下的随机共振. 仿真数据和滚动轴承外环故障数据的分析表明, 该算法收敛速度快, 简单易行, 在采样点数较少的条件下能从强噪声背景中检测出微弱的高频周期成分, 因此具有良好的工程应用前景.

关键词: 随机共振; 遗传算法; 多参数同步优化; 弱信号检测

中图分类号: TP206 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)03-0032-05

Adaptive Stochastic Resonance Based on Genetic Algorithm with Applications in Weak Signal Detection

WANG Jing^{1,2}, ZHANG Qing^{1,2}, LIANG Lin^{1,2}, ZHANG Yizhuo^{1,2}, XU Guanghua^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: One deficiency of the traditional adaptive stochastic resonance is that only a single parameter can be optimized while the other parameters in the system being fixed. A new adaptive stochastic resonance based on genetic algorithm, which realizes multi-parameter synchronous optimization, is proposed. The signal-noise-ratio of the output of the bi-stable system is determined as the fitness function of genetic algorithm and multi-parameters in stochastic resonance system are selected adaptively. As a result, weak periodical components in original signals are sufficiently amplified. Simultaneously, the optimization algorithm, combined with frequency-shifted and re-scaling stochastic resonance, enables to achieve the stochastic resonance under the conditions of great parameters. The proposed method is evaluated by simulation data and vibration signals measured on defective bearings with outer race fault. The results show that weak periodical components with high frequency buried in strong noise are well extracted in case of small number of sample points.

Keywords: stochastic resonance; genetic algorithm; multi-parameter synchronous optimization; weak signal detection

随机共振理论是 Benzi 等人^[1]在研究古气象冰川问题时提出的, 其基本思想是利用噪声来放大信

号中的微弱特征, 近年来已成为弱信号检测领域的研究热点之一. 经典随机共振须满足绝热近似条件,

只适用于小参数信号(幅值、频率和噪声强度均小于1),无法满足实际工程应用的要求,因此一些学者尝试对原始信号做预处理,使之满足绝热近似条件^[2-4],很好地解决了大参数下的随机共振问题。例如,文献[2]提出一种二次采样算法,将信号频率进行线性压缩,文献[3]采用移频和变尺度的双重手段对信号做降频处理,其本质都是将高频信号移至低频,以满足小频率参数的随机共振条件。为使双稳系统达到共振,需要对系统参数、噪声能量进行调节,而现有的参数优化选择方法均针对某一参数进行优化,假定其他参数不变^[5-6]。例如,文献[5]设计了一种基于时频指标的自适应算法,令双稳系统的结构参数 b 以及噪声强度 D 不变,对双稳系统的结构参数 a 进行优化。当固定参数选取不合适时,对单一参数进行优化可能会失去意义,即系统始终无法达到最优的共振状态,如果能对系统中的多参数进行同步优化,找到全局最优解,则能从根本上解决这一问题。

本文以周期信号的随机共振为研究对象,利用遗传算法优良的全局优化能力,选择双稳系统输出的信噪比为适应度函数,对随机共振系统中的多个参数进行同步优化,并与移频变尺度随机共振相结合,实现了大参数条件下微弱周期信号的检测。

1 基本理论

1.1 随机共振理论

双稳系统的随机共振模型可以用 Langevin 方程来表示

$$\left. \begin{aligned} \dot{x} &= -V'(x) + u(t) + n(t) \\ V(x) &= -\frac{1}{2}ax^2 + \frac{1}{4}bx^4 \\ u(t) &= A\cos(2\pi f_0 t + \varphi) \\ \langle n(t) \rangle &= 0; \langle n(t), n'(t') \rangle = 2D\delta(t-t') \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: x 为系统输出; $V(x)$ 为对称双势阱; a, b 为大于0的非线性系统结构参数; $u(t)$ 为系统输入信号; δ 为单位脉冲函数; φ 为系统的输入相位角; $n(t)$ 是均值为0、噪声强度为 D 的高斯白噪声。

适当调节 a, b 和 D ,系统输出会按照输入外力的调制频率 $\omega=2\pi f_0$,在2个势阱之间进行周期性切换,从而使 $x(t)$ 中的微弱周期分量得到加强,这就是利用随机共振提取弱信号的基本原理。

1.2 遗传算法简介

遗传算法^[7]是一种模仿生物进化机制建立起来的高度并行、随机、自适应的全局优化方法,它直接

借鉴了自然界生物进化和自然遗传的基本思想和原则,通过群体中个体间随机的和结构化的交换信息和相互竞争进行进化,在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的知识,经过多代最终进化出适应度高的个体作为优化解。

由于遗传算法具有健壮性,因此特别适合于处理复杂多参数和非线性问题,被广泛应用到许多工程研究领域^[8-9]。本文正是利用遗传算法的并行机制,对随机共振系统中的结构参数进行同步优化。典型的遗传算法可表示为

$$G_A = (C, J, P_0, M, \Phi, \Gamma, \Psi, T) \quad (2)$$

式中: C 为个体编码方法; J 为个体适应度评价函数; P_0 是初始种群; M 表示种群的大小; Φ, Γ, Ψ 分别是选择算子、交叉算子和变异算子; T 为进化终止条件。

2 遗传算法的多参数自适应随机共振

传统的自适应随机共振算法均以系统单个参数为优化对象,在其他参数不变的情况下,讨论某一参数对系统输出的影响,这种优化方法忽视了随机共振系统中各个参数之间的协同效应。本文利用遗传算法优良的多参数优化能力,对随机共振系统的 a 和 b 进行同步优化,具体流程如图1所示。

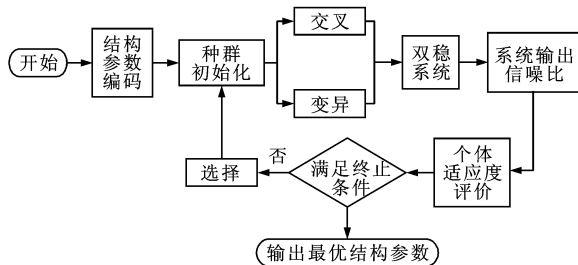


图1 遗传算法的随机共振系统参数优化流程图

2.1 问题编码

编码是对问题解的遗传基因表示,是用遗传算法实现多参数优化的第1步,本文中的优化目标 a 和 b 均为正实数,可直接采用经典二进制位串编码,其优点在于编码、解码操作简单,交叉、变异等遗传操作易于实现。对待优化参数 a 和 b 分别根据搜索区间和求解精度要求,确定其二进制编码的长度后再进行编码,并通过将2段编码连接构成1个个体的染色体。各子串编码长度由下式确定

$$2^{k_i-1} < l/p < 2^{k_i} \quad (3)$$

式中: k_i 为子串长度; l 为相应参数的取值区间长度; p 为求解精度。

2.2 种群初始化与遗传操作算子

初始种群随机产生:种群数 M 越大,进化出的解的品质越好,同时计算量也越大,在实际应用中往往做折中处理。

(1)遗传算法通过选择操作形成所谓的基因池(gene pool),每一代中的染色体根据其适应度的大小来决定是否被选择复制到下一代。本文采用经典赌轮模型进行选择操作,以与个体适应度成正比的概率选择个体,使适应度高的个体更有机会存活下来。鉴于最优解的唯一性,采用最优解保留策略,强迫当前种群中适应度最高的个体无条件地存活下来,从而避免了赌轮法中因概率误差而造成的优秀个体的丢失。

(2)交叉操作通过种群中 2 个个体随机交换遗传信息,以形成 2 个相似的后代,主要目的是通过重新组合以进化出适应度更高的个体。为使双稳系统的结构参数 a 和 b 在染色体中有同等的交叉机会,本文采用交叉概率为 p_c 的两点交叉策略。

(3)变异操作是任意地改变所选染色体的若干个基因,以保证 a 和 b 的多样性。在进化后期,遗传算法易陷入局部最优,通过引入变异操作,可以有效地避免种群的过早收敛,以获得全局最优解。本文中采用变异概率为 p_m 的基因互换变异策略。

2.3 个体适应度评价

遗传算法以种群中各个体适应度的大小来引导进化和优化搜索,个体适应度即反映了该个体或解的优劣性。因此,适应度函数往往与优化目标函数存在对应关系。本文选择的适应度函数为

$$J(u) = R_{SN}(S_r(a,b,u)) \tag{4}$$

式中: $S_r(a,b,u)$ 是系统的输出结果; R_{SN} 是系统的输出信噪比,定义为

$$R_{SN} = 10\lg \frac{S(\omega_0)}{N(\omega_0)}; \quad S(\omega_0) = |X(\omega_0)|^2 \tag{5}$$

式中: $X(\omega_0)$ 为输出功率谱; $N(\omega_0)$ 为背景噪声谱,是在频率 ω_0 附近频率段内的平均值。当系统处于最佳随机共振状态时,输出信噪比达到最大值。

2.4 进化终止规则

当满足下列 2 个条件之一时,迭代停止:①进化代数大于设定的阈值;②2 代之间的适应度函数值之差小于预设精度,即

$$|\max(J_z) - J_{z-1}| < \delta \tag{6}$$

式中: J_z 为第 z 代适应度函数值。

3 仿真数据分析

3.1 小参数数据

受绝热近似理论限制,经典随机共振的弱信号检测仅对小参数信号(频率、幅值、噪声均小于 1)有效,本文以该类信号为例来验证算法的有效性。设输入信号 $u(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t) + n(t)$,其中周期信号幅值 $A_0 = 0.1$,频率 $f_0 = 0.02$ Hz,采样频率 $f_s = 5$ Hz,采样时间为 500 s。由文献[4]和[10]可知, a 的最优解范围较小, b 的最优解范围则可以扩展到 10^7 以上。因此,本文取 a 的搜索范围为 $[0.01, 200]$, b 的搜索范围为 $[0.01, 10^8]$ 。令 a 和 b 的求解精度均为 0.01,由式(3)可得子串的编码长度分别为 15 和 27。经试验对比,遗传算法的各参数确定为: $M=100$, $p_c=0.7$, $p_m=0.05$,进化代数为 160,适应度精度为 0.001,仿真结果如图 2 所示。

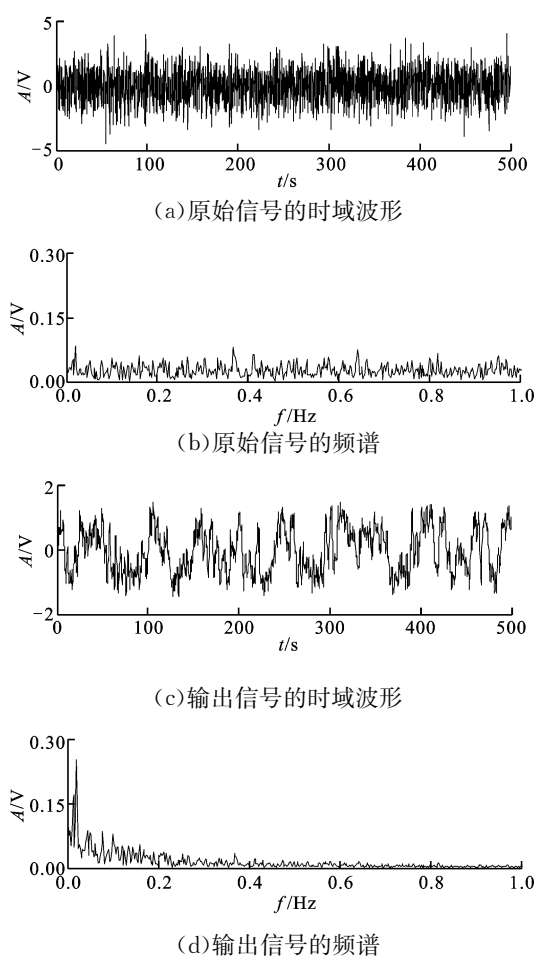


图 2 小参数随机共振的仿真结果

从图 2a 和图 2b 中均无法发现 0.02 Hz 的周期分量。采用遗传算法对双稳系统的 a 和 b 进行优化,经 98 次迭代,算法收敛,此时 $a = 0.17$, $b = 0.51$,

由图 2c 显示出周期成分得到了较好的恢复. 图 2d 的频谱中在 0.02 Hz 处出现明显谱峰,说明算法能够很好地检测出淹没在背景噪声中的微弱周期成分.

3.2 大参数数据

在实际应用中,信号参数(频率、幅值、噪声)往往大于 1,因此经典随机共振无法解决此类问题. 通过进行移频和变尺度等方法对输入信号做降频处理^[2-3],就可以很好地解决大参数条件下的随机共振. 设输入信号是 $f_0=50$ Hz 的余弦信号, $A_0=0.31$,添加 $D=3.1$ 的高斯白噪声, $f_s=2\,500$ Hz,采样时间为 1 s. 由于强噪声的加入,输入信号的时域图(图 3a)中很难发现有周期成分,而从图 3b 的频谱图中也无法找到 50 Hz 的周期分量.

引入调制频率 $f_c=45$ Hz,变尺度压缩率 $R=5$,经移频变尺度后,采样频率 $f_{sr}=f_s/R=500$ Hz,输入信号频率变为 $f_r=(f_0-f_c)/R=1$ Hz, a 和 b 的搜索范围、编码长度,以及遗传算法各参数均与小参数条件下相同. 经遗传算法优化,得到 a 和 b 的最

优解分别为 19.95 和 68 396.27,对应的系统输出如图 3c 所示,其周期成分已经十分明显. 计算系统输出的频谱如图 3d 所示,在 1 Hz 处的谱峰非常突出,由 $f_0=f_rR+f_c$ 可知,原始信号的周期分量频率为 50 Hz. 仿真结果表明,遗传算法可很好地解决移频变尺度随机共振中的多结构参数优化问题,从而实现了大参数条件下微弱周期成分的自适应检测.

4 工程应用

如图 4 所示,选取 308 型滚动轴承的外圈裂纹进行故障检测,其中裂纹故障是烧伤后先酸洗再精加工而成的. 该轴承的相关参数如下:轴承节径 $P_D=65$ mm,滚动体直径 $B_D=15$ mm,滚动体个数 $N=8$,接触角 $\beta=0^\circ$. 根据相关公式,可得该轴承外环故障的特征频率为 82.05 Hz. 试验中采集轴承的振动加速度信号,采样频率为 40 kHz,采样长度为 8 000 点. 图 4a 和图 4b 分别是转速为 1 600 r/min 时的时域波形和频谱,在外环故障特征频率处无法找到明显的谱峰.

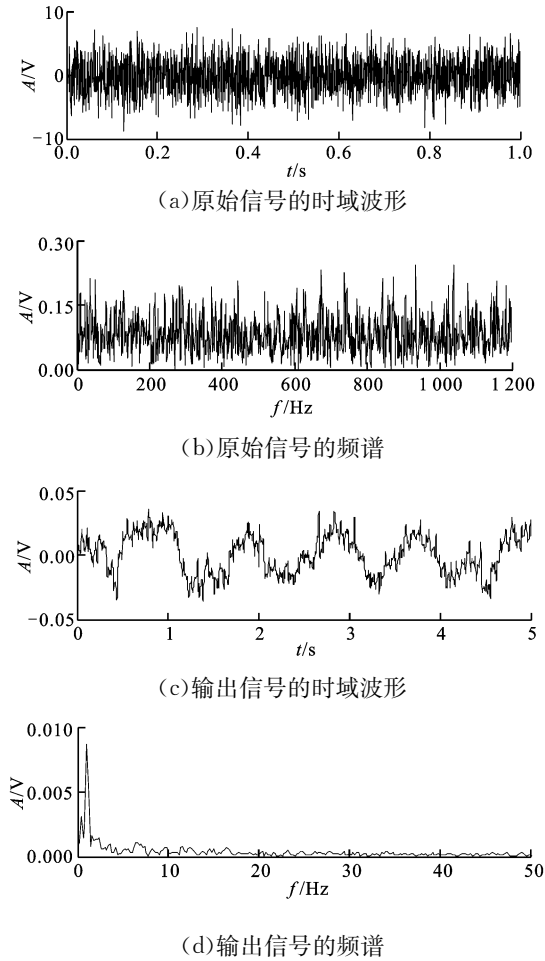


图 3 大参数随机共振的仿真结果

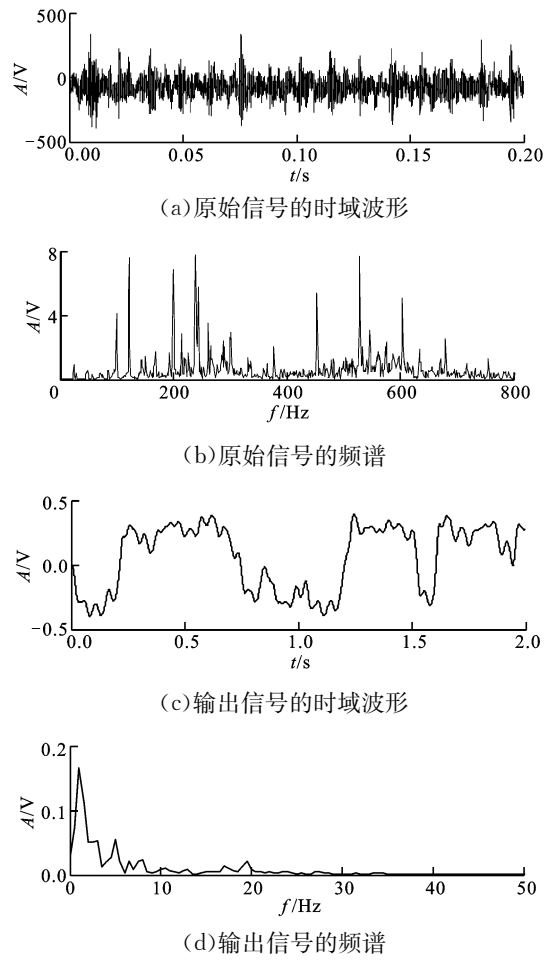


图 4 滚动轴承外环故障的检测结果

采用基于遗传算法的自适应随机共振算法对信号进行分析,设定 $f_c = 72.05 \text{ Hz}$, $R = 10$, 经移频变尺度后, $f_{sr} = f_s/R = 4\,000 \text{ Hz}$, 输入信号频率变为 $f_r = (f_0 - f_c)/R = 1 \text{ Hz}$, a 和 b 的搜索范围、编码长度, 以及遗传算法各参数仍与仿真数据分析中的相同. 经遗传算法优化, 得到 a 和 b 的最优解分别为 $a = 68.26$, $b = 811.37$, 对应的系统输出如图 4c 和图 4d 所示. 从频谱中可以看到, 在 1 Hz 处出现了明显的谱峰, 其频率对应于原始信号中的 82.05 Hz , 即轴承外环故障特征频率, 这与该滚动轴承存在外环故障的事实相吻合.

5 结 论

本文提出了一种基于遗传算法的多参数优化自适应随机共振算法, 选择双稳系统输出的信噪比为适应度函数, 利用遗传算法的全局优化能力, 对随机共振系统的多个结构参数进行同步优化, 从而实现了原始信号中微弱周期成分的最优提取. 将该优化算法和移频变尺度随机共振相结合, 成功地实现了大参数条件下微弱周期信号的自适应检测. 本文算法克服了传统自适应随机共振算法只能对单个参数进行优化选择的缺点, 能够快速找到多参数条件下的全局最优解, 因此具有较强的工程实用价值.

参考文献:

- [1] BENZI R, SUTERA A, VULPIANA A. The mechanism of stochastic resonance [J]. Journal of Physics A: Mathematical and General, 1981, 14(11): 453-457.
- [2] 冷勇刚, 王太勇. 二次采样用于随机共振从强噪声中提取弱信号的数值研究 [J]. 物理学报, 2003, 52(10): 2432-2437.
- LENG Yonggang, WANG Taiyong. Numerical research of twice sampling stochastic resonance for the detection of a weak signal submerged in a heavy noise [J]. Acta Physica Sinica, 2003, 52(10): 2432-2437.
- [3] TAN Jiyong, CHEN Xuefeng, WANG Junying, et al. Study of frequency-shifted and re-scaling stochastic resonance and its application to fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(3): 811-822.
- [4] 陈敏, 胡葛庆, 秦国军, 等. 参数调节随机共振在机械系统早期故障检测中的应用 [J]. 机械工程学报, 2009, 45(4): 131-135.
- CHEN Min, HU Niaoqing, QIN Guojun, et al. Application of parameter-tuning stochastic resonance for detecting early mechanical faults [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(4): 131-135.
- [5] 谭继勇, 陈雪峰, 雷亚国, 等. 自适应移频变尺度随机共振在故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2009, 43(7): 69-73.
- TAN Jiyong, CHEN Xuefeng, LEI Yaguo, et al. Adaptive frequency-shifted and re-scaling stochastic resonance with applications to fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2009, 43(7): 69-73.
- [6] LI Qiang, WANG Taiyong, LENG Yonggang, et al. Engineering signal processing based on adaptive step-changed stochastic resonance [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(5): 2267-2279.
- [7] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Genetic algorithms: a survey [J]. IEEE Computer, 1994, 27(6): 17-26.
- [8] 秦晓勇, 陈林根, 孙丰瑞. 基于遗传算法的轴流汽轮机级效率优化 [J]. 机械工程学报, 2004, 40(7): 166-170.
- QIN Xiaoyong, CHEN Lingen, SUN Fengrui. Efficiency optimization for an axial flow stream turbine stage using genetic algorithm [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2004, 40(7): 166-170.
- [9] 刘占生, 窦唯, 王东华, 等. 基于遗传算法的旋转机械故障诊断方法融合 [J]. 机械工程学报, 2007, 43(10): 227-233.
- LIU Zhansheng, DOU Wei, WANG Donghua, et al. Rotating machinery fault diagnosis combination of method based on genetic algorithm [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(10): 227-233.
- [10] 杨定新. 微弱特征信号检测的随机共振方法与应用研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学机械工程系, 2004.

(编辑 管咏梅)