

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107438

基于布谷鸟算法优化随机共振参数的 轴承故障检测算法

乔岩茹¹ 陈健龙² 侯文¹

(1. 中北大学 信息与通信工程学院 太原 030051; 2. 中国长峰机电技术研究设计院 北京 100854)

摘要: 轴承故障信号的提取易受工作环境中强背景噪声的影响,特别在早期故障信号检测中,轴承故障信号被噪声淹没,导致检测受限。针对传统的自适应随机共振理论在轴承故障信号检测中参数优化单一的缺陷,提出一种基于布谷鸟算法优化随机共振参数的轴承故障检测算法,该方法以输出信号信噪比作为适应度函数,对随机共振理论中两个参数协调优化,得到一组最优参数,自适应实现与输入信号、噪声、非线性系统三者最匹配的随机共振效果。最后通过仿真对比,所提出的算法信号检测结果优于传统随机共振方法;通过轴承故障诊断实验数据验证,该算法实现的轴承故障信号的检测误差为0.15%。实验结果表明所提方法具有寻优参数准确度高、可靠性好等优点,对轴承故障的精准检测和工业设备稳定运行具有重要意义。

关键词: 布谷鸟算法;参数优化;适应度函数;故障检测

中图分类号: TN911.23;TP206+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Cuckoo search algorithm based optimization of stochastic resonance parameters for bearing fault detection

Qiao Yanru¹ Chen Jianlong² Hou Wen¹

(1. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Academy of China Changfeng Electro-mechanical Technology, Beijing 100854, China)

Abstract: Bearing fault signal extraction is susceptible to strong background noise in the working environment, especially in the early fault signal detection, bearing fault signal is submerged by noise, resulting in limited detection. In view of the traditional adaptive stochastic resonance theory in bearing fault signal detection parameters optimization of a single defect, put forward a cuckoo algorithm to optimize stochastic resonance parameters based on the bearing fault detection algorithms, this method takes the output signal-to-noise ratio as fitness function, the theory of stochastic resonance in the two coordinate parameter optimization, get a set of optimal parameters, adaptive stochastic resonance is best matched with input signal, noise and nonlinear system. Finally, through simulation comparison, the signal detection result of the proposed algorithm is better than that of the tradition stochastic resonance method. Experimental data of bearing fault diagnosis show that the detection error of bearing fault signals achieved by this algorithm is 0.15%. Experimental results show that the proposed method has the advantages of high accuracy and good reliability, which is of great significance to the accurate detection of bearing faults and the stable operation of industrial equipment.

Keywords: cuckoo algorithm; parameter optimization; fitness function; fault detection

0 引言

滚动轴承是多个工程领域中关键零部件之一,在航空航天、航海舰艇、自动化工业设备中均扮演重要角色,轴承的状态直接影响着设备系统的安全性。由于现代工业的大型化、复杂化,外界工作环境复杂,滚动轴承可能受工作条

件、工艺材质、工作载荷等影响出现裂痕、磨损缺陷等损伤,因此对轴承故障信号的有效检测在设备运行的安全与效率中起有至关重要的作用。然而,轴承损伤信号检测受恶劣噪声环境、其他设备零部件的振动响应以及轴承设备自身带来的振动响应影响,轴承损伤特征频率的微弱冲击脉冲信号易淹没于外界环境发出的振动信号和轴承振动的高频

收稿日期:2021-07-29

信号中,给损伤信号检测带来了极大的困难。在低信噪比环境中,采用传统的滤除噪声信号的检测方法是不可取的,在去除噪声的同时,有用信号也会受到损伤。

随机共振理论近年来成为信号识别技术的新趋势,在海洋环境低频信号检测领域,马石磊等^[1]提出把随机共振技术应用于潜艇探测问题。在图像处理领域,刘进^[2]应用随机共振技术有效提高了图像识别性能。此外,杜宇华等^[3]将随机共振技术应用于视网膜血管分割方法的研究中。相比传统的信号检测机理,随机共振可以通过合适的参数选取,在输出信号中抑制了噪声信号,凸显了具有简谐波特征的“有用”信号。随机共振理论提出之初,就有所谓绝热近似理论的条件,当时此条件使得随机共振理论成功地用于冰川运动规律的研究,可是在我们希望将随机共振理论推广应用在更多工程问题中时,绝热近似理论成为了明显的限制。打破了这一限制常见的方法有二次采样^[4]、归一化^[5]、变尺度^[6]。随机共振系统参数 a 、 b 共同决定着系统的输出性能。通常的参数确定方法为固定其中一个,改变另一个来寻找最优。为解决该问题,文献[7-9]提出了采用蚁群算法、遗传算法、蝙蝠算法等群智算法寻随机共振系统的最优参数。在这些算法中,容易出现寻求到局部最优解,针对这个问题,本文将并运用布谷鸟算法来确定参数,通过软件实例信号仿真和实验室工程数据仿真,证明此算法的有效性,可实现对故障轴承信号的精准识别。

1 基本原理

1.1 随机共振理论

1908 年爱因斯坦发表了布朗运动模型的论文之后,郎之万在该模型的基础上,推出描述布朗运动的微分方程,此方程属于随机微分方程的一个实例。1981 年物理学家 Benzi 和 Sutera 研究地球冰川世纪周期性发生时提出了随机共振理论^[10-11],后来研究者们通过建立双稳态郎之万方程,用绝热近似条件(输入信号幅值 Λ 、频率 f 、噪声强度 D 远远小于 1)求解方程,进行各种理论性研究及工程应用研究。

经典双稳态随机共振系统的表达式为:

$$\frac{dx}{dt} = ax - bx^3 + A \sin(2\pi ft + \varphi) + n(t) \quad (1)$$

式中: $A \sin(2\pi ft + \varphi)$ 为输入信号(即待检测信号); $n(t)$ 为高斯白噪声且需满足 $\langle n(t) \rangle = 0, \langle n(t), n(0) \rangle = 2D\delta(t), n(t) = \sigma\xi(t)$; D 表示噪声强度; δ 表示冲激函数; σ 表示均方根; $\xi(t)$ 表示单位白噪声。该系统对应的势函数为 $U(x) = -\frac{a}{2}x^2 + \frac{b}{4}x^4$, 其模型如图 1 所示, 图中势阱间距

为 $\Delta x = 2\sqrt{\frac{a}{b}}$, 势垒高度为 $\Delta U = \frac{a^2}{4b}$ 。

参数 a 、 b 、 D 的协同作用决定着此系统是否能发生随机共振现象,当选择的参数达到某种匹配时,粒子会以输入

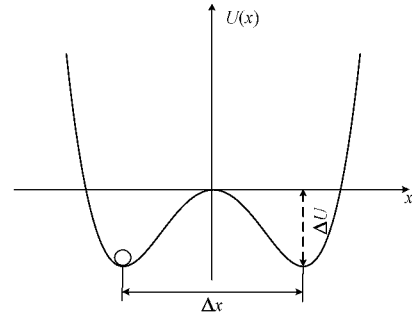


图 1 双稳态随机共振系统对应的势函数

信号特征频率在两个势阱中往返跃迁,输入系统的噪声强度 D 无法人为控制,如何选取参数 a 、 b 使随机共振效果最好成为随机共振研究重点,不同的输入信号都存在最优的 a 、 b 取值。由于绝热近似条件的限制,处理大参数的信号时,本文采用系统参数变尺度设置。

1.2 变尺度随机共振

传统的随机共振理论均受绝热近似条件的限制。当信号的输入频率远大于 1 时,随机共振将不再适用,尝试一组线性变换 $y(\tau) = x(t), \tau = pt$ 对系统实现变尺度。将线性变换代入式(1),可得:

$$p \cdot \frac{dy}{d\tau} = ay - by^3 + A \sin\left(2\pi f \frac{\tau}{p}\right) + n\left(\frac{\tau}{p}\right) \quad (2)$$

在式(2)左右两边同乘 $\frac{1}{p}$, p 为大于 1 的常数,简化为:

$$\frac{dy}{d\tau} = \frac{a}{p}y - \frac{b}{p}y^3 + \frac{1}{p}A \sin\left(2\pi f \frac{\tau}{p}\right) + \frac{1}{p} \cdot n\left(\frac{\tau}{p}\right) \quad (3)$$

令 $\frac{a}{p} = a_1, \frac{b}{p} = b_1, \frac{f}{p} = f_1$, 将式(3)改写为:

$$\frac{dy}{d\tau} = a_1y - b_1y^3 + \frac{1}{p}A \sin(2\pi f_1\tau) + \frac{1}{p} \cdot n\left(\frac{\tau}{p}\right) \quad (4)$$

噪声分量从 $n(t)$ 变化为 $n\left(\frac{\tau}{p}\right)$, $n\left(\frac{\tau}{p}\right)$ 将 $n(t)$ 在时域扩展了 p 倍,频域压缩 $\frac{1}{p}$, 因 $n(t)$ 是高斯白噪声,在频域均匀分布,拉升和压缩不改变其功率,则 $n\left(\frac{\tau}{p}\right) = \sigma\xi(\tau)$ 。变尺度后实现了目标参数 a 、 b 、 f 均为小参数,信号和噪声的幅值缩小为原信号的 $\frac{1}{p}$, 对比式(1)和(4),等式各部分本质含义保持不变,可实现了对大参数信号的检测。

1.3 布谷鸟算法数学模型

布谷鸟算法 2009 年由 Yang 教授和 Deb 提出^[12-13]。此算法根据布谷鸟的宿主繁殖习性衍生而来的自然启发式算法。

简化自然界中布谷鸟宿主繁殖的习性,做如下

规定^[14]：

1) 布谷鸟寻找鸟巢的路线随机,一个巢中只会放入一个布谷鸟蛋,巢中有蛋表示产生一个新解。

2) 总存在一部分鸟巢适合布谷鸟繁殖,蛋可以保留到下一代,这一规定表示问题总存在合适的解决方案。

3) 可利用的鸟巢数量有限,设置被宿主发现的概率为 P_a ,被发现后,布谷鸟蛋将重新为蛋寻找鸟巢,levy 运动模型能很好地模仿鸟类的运动,且具有高度的随机性,搜索方向随机且搜索路径由频繁的短跳跃和少量长跳跃随机结合,具有搜索全局最优解的特性,采用莱维飞行作为布谷鸟的运动方式,具体的鸟巢位置更新公式如下：

$$x_{t+1}^i = x_t^i + \alpha \oplus Levy(\beta) \quad (5)$$

式中： x_t^i 为第 t 代中第 i 个解， \oplus 代表乘法算子， α 代表步长控制向量， $\alpha = a_0(x_t^i - x_t^{best})$ ， $a_0 = 0.01$ ， x_t^{best} 为第 t 代的最优解， $levy(\beta) \sim u = t^{-\lambda} (1 < \lambda \leq 3)$ 在新一代鸟巢位置更新后,产生一个代表宿主鸟发现布谷鸟蛋的随机数 r ， $r \in [0,1]$ ，用 r 和 P_a 做比较,若 $r < P_a$ ，鸟巢位置不再继续变化,若 $r > P_a$ ，则用如下公式重新更换鸟巢位置。

$$x_{t+1}^i = x_t^i + r(x_t^a - x_t^b) \quad (6)$$

式中： x_t^a 和 x_t^b 代表第 t 代中两个随机解。

2 布谷鸟算法的自适应随机共振

本文设计了布谷鸟算法的随机共振系统,实现对参数 a 、 b 的协同选择,具体过程如下：

1) 设置布谷鸟算法所需参数： a 、 b 取值范围、鸟巢适应度函数、被发现概率及迭代次数。

2) 随机产生可利用鸟巢 n 个,鸟巢对应的横纵坐标分别代表着参数 a 、 b ,通过对适应度值的计算,选出适应度最佳的鸟巢。

3) 保留最佳鸟巢,布谷鸟用式(5)更新非最佳鸟巢,对比替换位置更新前后适应度不佳的鸟巢,获取最新一组鸟巢后,放入布谷鸟蛋。

4) 当布谷鸟蛋被宿主发现时($r > P_a$)，布谷鸟利用式(6)重新寻找鸟巢,获取最新一组鸟巢位置,记录当前最佳鸟巢。

5) 循环步骤 3)~4),不断迭代寻找适应度最佳的鸟巢位置。

6) 迭代终止,输出最优鸟巢位置对应的参数 a 、 b 。

该算法流程如图 2 所示。

确定布谷鸟算法流程后,适应度函数的选择直接决定着随机共振的性能。本文采用随机共振后输出信号的信噪比作为鸟巢适应度函数,具体定义如下：

$$SNR = 10 \log \frac{P_s(f_0)}{P_T(f_0)}$$

$$P_s(f_0) = |X(k_0)|^2 \quad (7)$$

$$P_T(f_0) = \sum_{k_0-M}^{k_0+M} |X(i)|^2 - P_s(f_0)$$

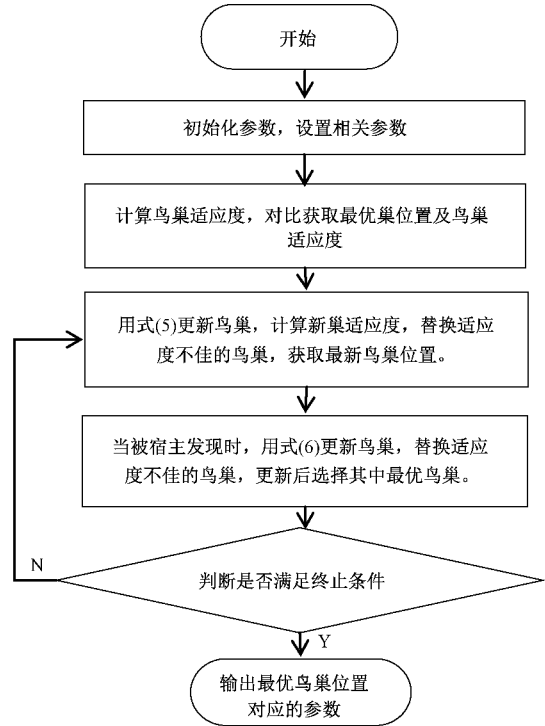


图 2 基于布谷鸟优化算法的随机共振流程

式中： f_0 为系统在输入信号特征频率； k_0 为 f_0 对应的的数字序列； $P_s(f_0)$ 为频域的幅值的平方,即输出信号特征频率处的能量； $P_T(f_0)$ 是特征频率 f_0 附近一段频率内噪声的能量。当系统的随机共振效果最优时,SNR 将达到最大值,由于布谷鸟算法求解最小值问题,本文将对信噪比取负值作为适应度函数。

3 仿真数据分析

3.1 周期小信号检测

为验证第 2 节算法的合理性,仿真产生一个噪声,将其加入已知简谐波信号中进行验证。输入仿真信号 $f(t) = 0.2 \cos(2\pi \cdot 0.05 \cdot t)$,加入噪声强度 $D=1$ 的高斯白噪声,设置信号的采样频率 f_s 为 5 Hz,采样点数 N 为 4 096,带噪声信号的时域和频域如图 3 所示。由于噪声的严重干扰,在时域图和频域图中都无法清楚地观测到输入信号的特征频率。

大量随机共振数据表明,当参数是 $a=1, b=1$,输入信号频率和幅值远小于 1 Hz 时,通常可以发生随机共振。选择参数 $a=1, b=1$ 的随机共振系统对仿真信号进行处理,输出信号时域和频域图如图 4 所示。

运用布谷鸟随机共振算法对上述信号进行处理,设置布谷鸟算法中 a 、 b 的取值范围为 $(0,10)$,鸟巢数量 $n=20$,被发现概率 $p_a=0.25$,迭代次数 150 次,经布谷鸟算法后,寻优结果为 $a=0.987, b=2.543$,将该参数输入随机共振系统,其输出结果的时域图和频域图如图 5 所示。

对比图 4、5 可得,采取常规的随机共振参数 $a=b=1$

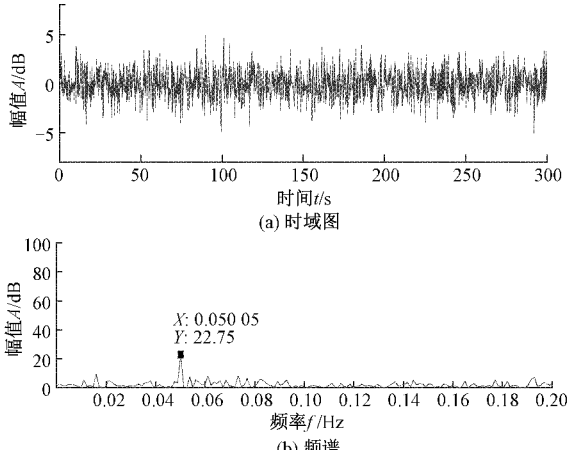


图 3 输入信号的时域波形及频谱

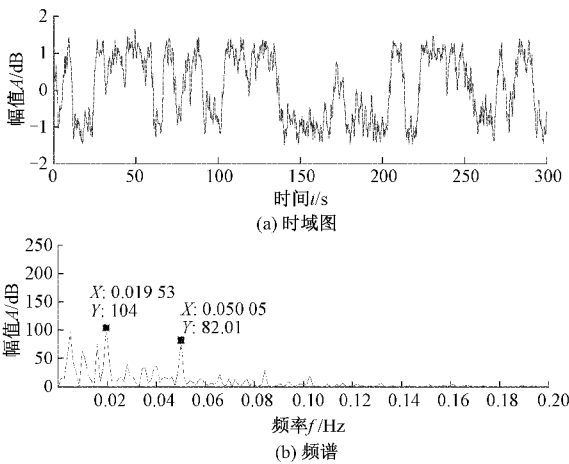


图 4 选择参数 $a=1, b=1$ 随机共振系统输出信号时域波形及频谱

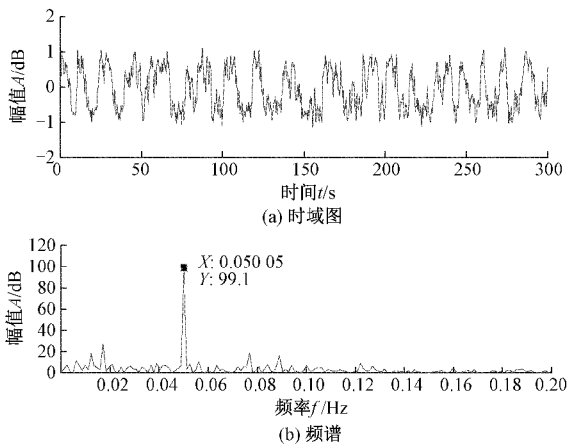


图 5 布谷鸟算法随机共振系统输出信号时域波形及频谱

时,频域图中存在多个大幅值频谱线,很难判断出哪个是真正的故障频率。而应用布谷鸟算法优化的随机共振输出信号特征频率谱线突出清晰、效果明显,频率为 0.050 05,幅值为 99.1,因此布谷鸟算法优化随机共振参数更有利于大噪声背景下的信号检测。

3.2 周期大信号检测

输入仿真信号 $f(t) = 0.2\cos(2\pi \cdot 15 \cdot t)$, 加入噪声强度 $D=2$ 的高斯白噪声,设置信号的采样频率 f_s 为 5 000 Hz,采样点数 N 为 5 000,带噪信号的时域和频域如图 6 所示。由于噪声的严重干扰,在时域图和频域图中都无法清楚地观测到输入信号的特征频率。

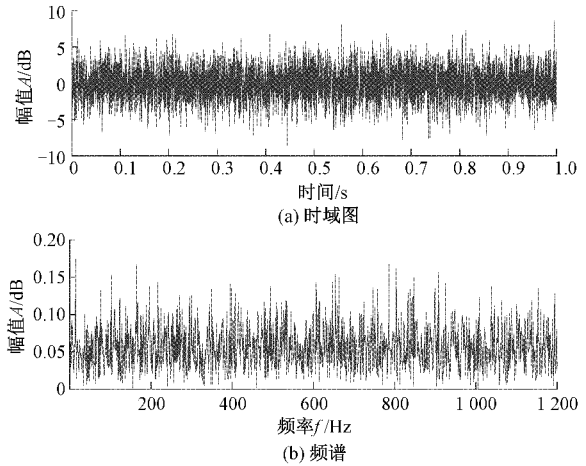


图 6 输入信号的时域波形及频谱

选择参数 $a=1, b=1$ 的随机共振系统对仿真大信号进行处理,由于该仿真案例输入信号频率不满足绝热近似条件,故先对带噪信号进行变尺度处理,设定变化尺度 $p=1\ 000$,经变尺度后,满足绝热近似条件,信号的特征频率变为 $f=0.015$,输出信号时域和频域图如图 7 所示,由图可知,此时特征频率的幅值为 0.315 2。

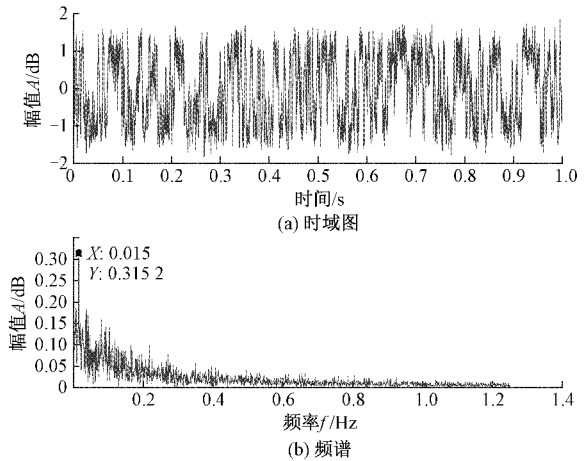


图 7 选择参数 $a=1, b=1$ 随机共振系统输出信号时域波形及频谱

运用布谷鸟随机共振算法对上述信号进行处理,设置布谷鸟算法中 a, b 的取值范围为 $(0, 10)$,鸟巢数量 $n=20$,被发现概率 $p_s=0.25$,迭代次数 150 次,经布谷鸟算法后,寻优结果为 $a=1.231, b=0.193$,将该参数输入随机共振系统,其输出结果的时域图和频域图如图 8 所示,由图可知,输入信号经随机共振后,时域具有了周期性规律,特征

频率突出,还原尺度变化比例后得特征频率为 15 Hz,此时特征频率的幅值为 0.668 6,约为图 7(b)信号特征频率的 2.12 倍。对比图 7 和 8,布谷鸟算法优化的参数经随机共振后,特征频率更加突出,随机共振效果明显。

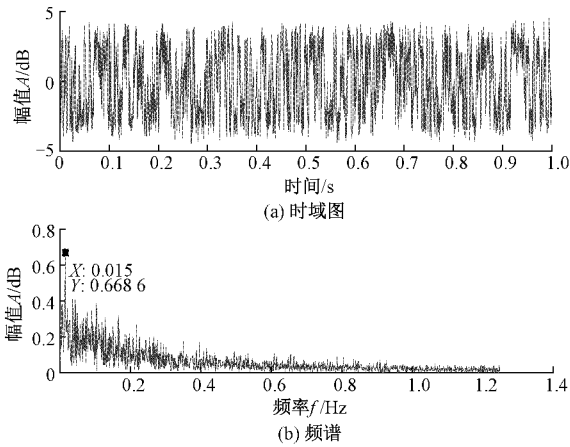


图 8 布谷鸟算法随机共振系统输出信号时域波形及频谱

4 工程应用

本文把利用布谷鸟算法对随机共振参数进行优化这一流程用于轴承故障的检测。为了便于比较,选用对美国凯斯西储大学轴承测试中心采集的 6205-2RS 深沟球轴承故障信号进行检测^[15],具体数据信息如表 1 所示。

表 1 6205-2RS 深沟球滚动轴承规格信息

轴承转速 $r/$ ($\text{rad}\cdot\text{s}^{-1}$)	滚动体 个数 n	轴承节径 D/mm	滚珠直径 d/mm	滚动体接 触角 $\alpha/(\text{^\circ})$
1 750	9	39.04	7.94	0

外圈故障频率计算公式如下:

$$f_{\text{outer}} = \frac{r}{60} \cdot \frac{1}{2} \cdot n \left(1 - \frac{d}{D} \cos\alpha \right) \quad (8)$$

由上述信息及式(8)求出外圈的故障频率 $f_{\text{outer}} = 104.56 \text{ Hz}$ 。输入轴承数据信号,设置信号采样频率 $f_s = 12\ 000 \text{ Hz}$,采样点数 $N = 10\ 000$,轴承数据的时域和频域如图 9 所示。从图 9 可知,时域中,信号以冲击形式重复出现,频谱中,高频噪声明显,故障特征频率幅值极低,完全淹没在噪声中,无法观察。对此,运用本文算法对故障信号进行处理,设置设定变化尺度 $p = 4\ 000$,经变尺度后,满足随机共振条件,信号的特征频率变为 $f = 0.026\ 1$,采样频率为 3 Hz 。

布谷鸟算法中 a, b 的取值范围为 $(0, 10)$,鸟巢数量 $n = 20$,被发现概率 $p_a = 0.25$,迭代次数 150 次,布谷鸟算法优化结果为 $a = 0.765, b = 1.239$ 。由图 10 可知,布谷鸟优化参数在经过随机共振处理后,时域信号波形周期成分增强,变尺度后的信号故障特征频率明显增强且幅值突出,

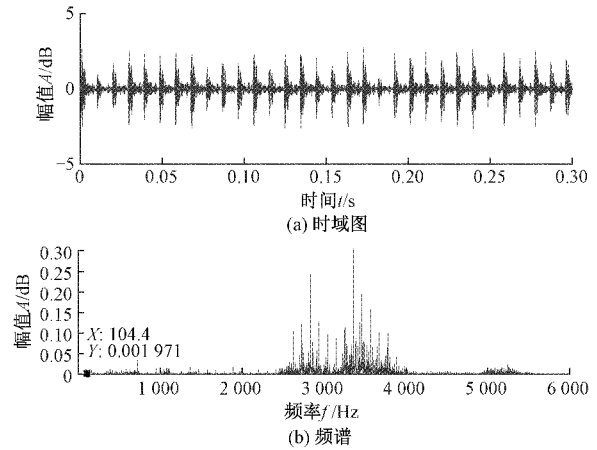


图 9 输入信号的时域波形及频谱

故障频率可清晰看出,相比图 9 的故障特征频率幅值增大了 220.04 倍,通过压缩还原可得故障特征频率为 104.4 Hz,检测误差为 0.15%,以上说明,该算法在轴承故障检测中可行有效。

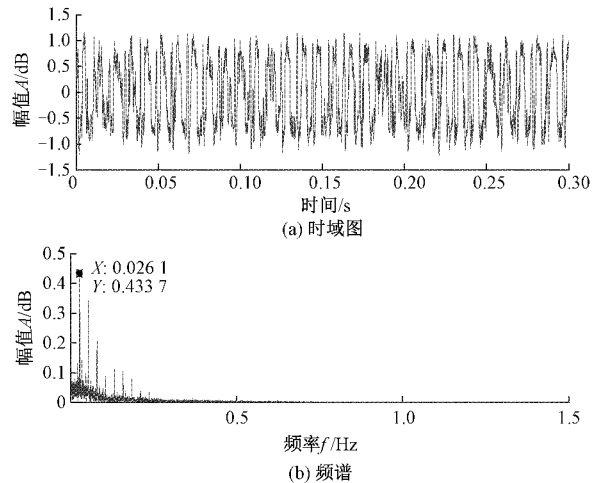


图 10 布谷鸟算法随机共振系统输出信号时域波形及频谱

5 结 论

本文针对随机共振参数调节问题,提出一种布谷鸟算法对微分方程中的参数 a, b 进行寻优并力求寻找到最好的随机共振效果。在构建鸟巢适应度的评价指标的基础上,将系统参数选择问题转换为适应度函数效果寻优问题,并通过引入变尺度打破绝热近似条件的约束。仿真实验验证了此算法的简单便捷,同时应用该算法对轴承振动信号进行故障检测也有良好的效果,能满足随机共振系统对轴承故障信号检测的要求。

参 考 文 献

[1] 马石磊,王海燕,申晓红,等.复杂海洋环境噪声下甚低频声信号检测方法[J].兵工学报,2020,41(12): 2495-2503.

- [2] 刘进. 一种基于随机共振的无人机侦察图像增强方法[J]. 舰船电子对抗, 2018, 41(2): 92-97.
- [3] 杜宇华, 范影乐, 武薇. 眼底视网膜血管多级分割的随机共振方法[J]. 航天医学与医学工程, 2018, 31(6): 650-658.
- [4] 冷永刚, 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(10): 2432-2437.
- [5] 张伟达, 陈良, 梅芳, 等. 频谱监测中的多频随机共振检测[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(9): 9-12.
- [6] 张刚, 吴瑕. 基于 Hilbert 的单边带调制随机共振的微弱信号检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 10-17.
- [7] 罗毅. 自适应二阶双稳态随机共振的微弱特征增强检测方法研究[J]. 中国测试, 2017, 43(6): 31-36.
- [8] 张刚, 谭春林, 贺利芳. 二维非对称双稳随机共振系统及其在故障诊断中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(1): 228-236.
- [9] 赵鹏振, 刘继. 基于随机共振与蝙蝠算法的高速动车组滚动轴承故障诊断[J]. 中国测试, 2021, 47(3): 16-23.
- [10] BENZI R, PARISI G, SUTERA A, et al. Stochastic resonance in climatic change[J]. Tellus, 1982, 34: 10-16.
- [11] BENZI R, SUTERA A, VULPIANI A. The mechanism of stochastic resonance[J]. J Phys, 1999, 14(11): L453-L457.
- [12] YANG X. S, DEB S. Cuckoo search via Levy flights[C]. 2009 Proceedings of World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, IEEE Publications, USA, 2009: 210-214.
- [13] YANG X S, DEB S. Engineering optimisation by cuckoo search[J]. International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation, 2010, 1(4): 330-343.
- [14] 陈兆宇. 基于分布式天线的高速铁路移动通信系统网络规划优化研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [15] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64/65: 100-131.

作者简介

乔岩茹, 在读硕士生, 主要研究方向为信号处理技术。

E-mail: ai1377886@126.com

侯文(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为自动化测试与控制技术、动态测试与智能仪器。

E-mail: houwen@nuc.edu.cn