

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2007226

二维非对称双稳随机共振系统及其在故障诊断中的应用*

张刚, 谭春林, 贺利芳

(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

摘要:针对非对称系统具有更强的信号放大能力,提出了一种新型二维非对称双稳随机共振(NTABSR)系统。首先,在绝热近似理论的前提下,对其输出信噪比进行了理论分析。并研究了各系统参数对于系统输出信噪比的影响,实验结果表明,在其他参数不变的情况下,通过改变非对称因子,可以使系统获得更高的输出信噪比。然后,将该系统应用于两种不同型号轴承的故障信号诊断中,通过自适应遗传算法对系统参数进行寻优后,得到检测结果。并将检测结果与二维对称双稳随机共振(TSBSR)系统进行了对比。最终,实验结果表明,NTABSR系统的性能优于TSBSR系统。这为该系统在后续理论分析与实际工程应用提供了良好的理论支撑与应用价值。

关键词:故障诊断;随机共振;二维系统;非对称

中图分类号: TH 133.33 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Two-dimensional asymmetric bi-stable stochastic resonance system and its application in fault diagnosis

Zhang Gang, Tan Chunlin, He Lifang

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: The asymmetric system has stronger signal amplification ability. A new two-dimensional asymmetric bi-stable stochastic resonance (NTABSR) system is proposed. First, the theoretical analysis of the output signal-to-noise ratio (SNR) is implemented under the adiabatic approximation theory. The influence of each system parameter on the SNR of the system is analyzed. Experimental results show that the system can obtain higher output SNR by changing the asymmetry factor while other parameters remain fixed. Then, the system is applied to diagnose fault signals of two different bearings. The system parameters are optimized through the adaptive genetic algorithm, and the detection results are obtained. The final results show that the performance of the NTABSR system is better than that of the TSBSR system. This provides good theoretical support and application value for subsequent theoretical analysis and practical engineering.

Keywords: fault diagnosis; stochastic resonance; two-dimensional system; asymmetry

0 引言

随机共振作为一种典型的噪声辅助信号处理方法,它能够将噪声的能量转化为微弱信号的能量,以达到信号增强的目的^[1]。随机共振现象产生的几大要素为周期驱动力,噪声和随机共振系统^[2-3]。在实际应用中,噪声和信号往往是无法改变的,所以只能通过不断引入性能更加优越的随机共振系统,以达到产生最佳随机共振的

目的。随机共振系统在维数上可将其划分为一维系统和二维系统两种,其中,一维系统只有单个系统发挥作用,而二维系统则是由一个控制系统和另一个被控制系统通过耦合的方式来使两个系统产生协同作用^[4-5]。有相关文献表明,二维系统能够通过调节耦合系数来使系统获得更高的输出信噪比^[6]。此外,在贺利芳等^[7]提出的分段线性非对称系统中,由于非对称因子的作用,系统中势阱结构的对称性发生了变化,使得该系统在信号检测中具有更优的性能。由此可以看出,对二维系统和非对称

收稿日期:2020-12-10 Received Date: 2020-12-10

* 基金项目:国家自然科学基金(61771085)、重庆市教育委员会科研项目(KJ1600407,KJQN201900601)资助

系统的研究具有极其重要的意义。由于随机共振系统只有在处理小频率信号时才具有明显的检测效果,而工程应用中的机械信号都属于大频率信号,这极大地限制了随机共振理论在实际工程中的应用^[8-9]。为了突破这一限制,大量学者对随机共振在机械故障诊断领域进行了一系列研究,并做出了巨大贡献^[10-11]。文献[12-13]采用的二次采样,频域信息交换等方法得信号由大频率信号变为小频率信号,从而使其产生随机共振现象。上述方法的采用,为随机共振领域的延伸打下了坚实的基础。

基于上述理论,本文提出了一种二维非对称双稳系统。首先,在绝热近似理论的前提下,对系统在高斯白噪声环境中的输出信噪比进行了理论分析,并探究了各系统参数对于 SNR 的影响。然后,将本系统应用于轴承故障诊断中。为了使系统参数得到最优值,采用自适应遗传算法对系统参数进行整体寻优^[14]。最后,将检测结果与对称系统进行对比,发现具有非对称因子的新型二维非对称双稳随机共振(new two-dimensional asymmetric bi-stable stochastic resonance, NTABSR)系统性能优于二维对称双稳随机共振(two-dimensional symmetrical bi-stable stochastic resonance, TSBSR)系统。因此,从实际工程应用的角度体现了所提系统性能的优越性。

1 系统模型

二维系统一般是由 1 个控制系统和 1 个被控系统耦合而成,其耦合之后的朗之万方程如式(1)所示。

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = -\frac{du(x)}{dx} + r(y-x) + s(t) + \eta(t) \\ \frac{dy}{dt} = -\frac{dv(y)}{dy} + r(x-y) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $u(x)$ 为被控系统; $v(y)$ 为控制系统; r 是耦合因子。 $s(t)$ 为系统的周期驱动力, 表达式为 $s(t) = A\cos(2\pi f_0 t)$, A 为信号幅值, f_0 为频率。 $\eta(t)$ 为高斯白噪声, 且满足 $\langle \eta(t) \rangle = 0$, $\langle \eta(t)\eta(t-\tau) \rangle = 2D\delta(\tau)$, D 为噪声强度, τ 为时间延迟。被控系统 $u(x)$ 和控制系统 $v(y)$ 如式(2)所示。

$$u(x) = \begin{cases} \frac{hx^4}{p^4} - \frac{2hx^2}{p^2}, & x < 0 \\ \frac{hx^4}{m^2p^4} - \frac{2hx^2}{p^2}, & x \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$v(y) = 1/2wy^2$$

式中: h, p, w 为系统参数; m 为非对称因子, 所有参数均为正实数。

NTABSR 系统的等效势函数如式(3)所示。

$$U(x, y) = u(x) + \frac{w+r}{2}y^2 + \frac{r}{2}x^2 - rxy \quad (3)$$

图 1 和 2 所示分别为非对称因子 $m = 1$ 和 $m \neq 1$ 时的系统等效势函数及其俯视图, 分别对应 TSBSR 系统和 NTABSR 系统。从俯视图中可以看出, 该系统具有两个势阱 Q_{u1}, Q_{u2} 和一个势垒 Q_m 。随着 m 的变化, 系统中两个势阱的分布会发生变化, 从而影响粒子在势阱中的运动。令 $\partial U(x, y)/\partial x = 0, \partial U(x, y)/\partial y = 0$, 可求得 3 个点为:

$$\begin{aligned} Q_{u1} & \left(-p\sqrt{1 - \frac{rwp^2}{4h(w+r)}}, -\frac{rp}{w+r}\sqrt{1 - \frac{rwp^2}{4h(w+r)}} \right) \\ Q_{u2} & \left(mp\sqrt{1 - \frac{rwp^2}{4h(w+r)}}, \frac{rmp}{w+r}\sqrt{1 - \frac{rwp^2}{4h(w+r)}} \right) \\ Q_m & (0, 0) \end{aligned}$$

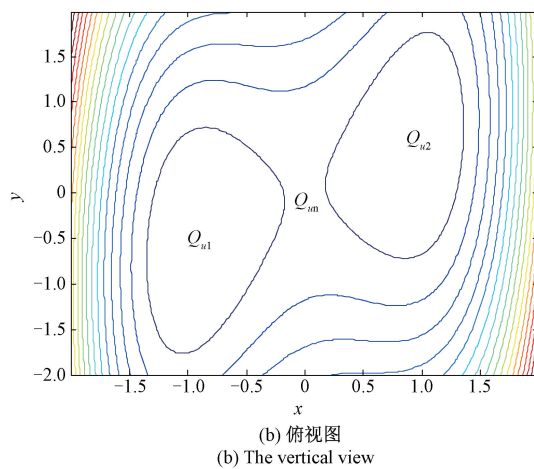
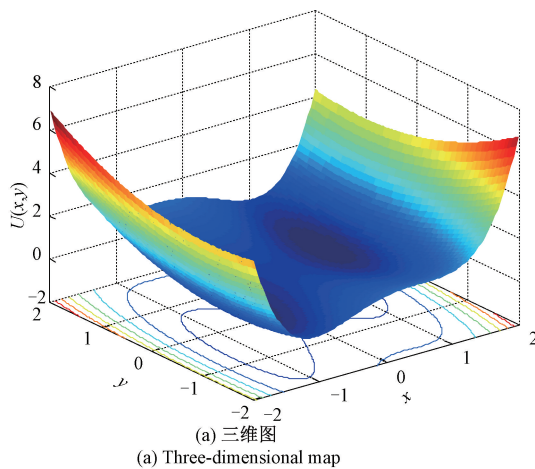
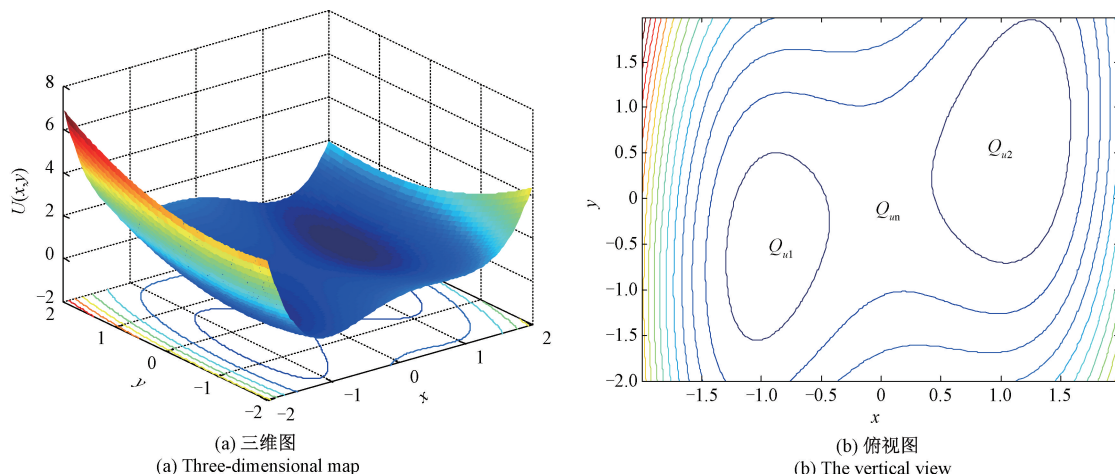


图 1 势函数 ($h = 0.5, p = 1, w = 0.25, r = 0.3, m = 1$)
Fig. 1 Potential function ($h = 0.5, p = 1, w = 0.25, r = 0.3, m = 1$)

图2 势函数 ($h = 0.5, p = 1, w = 0.25, r = 0.3, m \neq 1$)Fig. 2 Potential function ($h = 0.5, p = 1, w = 0.25, r = 0.3, m \neq 1$)

2 系统 SNR 分析

2.1 系统方程求解

将 $u(x)$ 与 $v(y)$ 代入到式(1)中,并对其进行求解,令 $A = 0, D = 0$, 可得其 Hessian 矩阵为^[15]:

$$H = \begin{bmatrix} Mx & r \\ r & -(w+r) \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中,

$$Mx = \begin{cases} \frac{4h}{p^2} - \frac{12hx_{u1}^2}{p^4} - r, & x = x_{u1} \\ \frac{4h}{p^2} - r, & x = x_{um} \\ \frac{4h}{p^2} - \frac{12hx_{u2}^2}{m^2p^4} - r, & x = x_{u2} \end{cases}$$

因此,可求得 Hessian 矩阵中两个势阱点处的特征值分别为:

$$\lambda_{ui}^{\pm} = \frac{Mx - (w+r) \pm \sqrt{(w+r+Mx)^2 + 4r^2}}{2}, i = 1, 2$$

势垒点处的特征值为:

$$\lambda_{um}^{\pm} = \frac{Mx - (w+r) \pm \sqrt{(w+r+Mx)^2 + 4r^2}}{2}$$

令粒子在两个势阱间的逃逸率分别为 $R_{12}(t)$, $R_{21}(t)$, 其表达式如式(5)、(6)所示^[16]。

$$R_{12}(t) = \frac{\sqrt{\lambda_{u1}^+ \lambda_{u1}^-}}{2\pi} \sqrt{\frac{\lambda_{um}^+}{|\lambda_{um}^-|}} \exp\left(\frac{U(Q_{u1}) - U(Q_{um})}{D}\right) \quad (5)$$

$$R_{21}(t) = \frac{\sqrt{\lambda_{u2}^+ \lambda_{u2}^-}}{2\pi} \sqrt{\frac{\lambda_{um}^+}{|\lambda_{um}^-|}} \exp\left(\frac{U(Q_{u2}) - U(Q_{um})}{D}\right) \quad (6)$$

其中,

$$\lambda_{u1}^+ \lambda_{u1}^- = -Mx_{u1}(w+r) - r^2 \lambda_{u2}^+$$

$$\lambda_{u2}^- = -Mx_{u2}(w+r) - r^2$$

$$\frac{\lambda_{um}^+}{|\lambda_{um}^-|} = \frac{[Mx_{um} - (w+r) + \sqrt{(w+r+Mx_{um})^2 + 4r^2}]^2}{4Mx_{um}(w+r) + 4r^2}$$

由于 SNR 的变化代表着系统性能的改变,要探究系统性能就需要对其 SNR 进行分析。

由两态理论可知,其逃逸率可表示为:

$$\begin{cases} R_{12} = \mu_1 - \alpha_1 A \cos(\omega_0 t) \\ R_{21} = \mu_2 + \alpha_2 A \cos(\omega_0 t) \end{cases} \quad (7)$$

其 SNR 表达式为^[17]:

$$SNR = \frac{A^2 \pi (\mu_1 \alpha_2 + \mu_2 \alpha_1)^2}{4\mu_1 \mu_2 (\mu_1 + \mu_2)} \quad (8)$$

结合式(5)、(6)、(7),可:

$$\mu_1 = R_{12} \Big|_{\eta=0} = \frac{\sqrt{\lambda_{u1}^+ \lambda_{u1}^-}}{2\pi} \sqrt{\frac{\lambda_{um}^+}{|\lambda_{um}^-|}} \exp\left(\frac{U(Q_{u1}) - U(Q_{um})}{D}\right)$$

$$\alpha_1 = -\frac{dR_{12}}{d\eta} \Big|_{\eta=0} = -\frac{p}{D} \sqrt{1 - \frac{rwp^2}{4h(w+r)}} \mu_1$$

$$\mu_2 = R_{21} \Big|_{\eta=0} = \frac{\sqrt{\lambda_{u2}^+ \lambda_{u2}^-}}{2\pi} \sqrt{\frac{\lambda_{um}^+}{|\lambda_{um}^-|}} \exp\left(\frac{U(Q_{u2}) - U(Q_{um})}{D}\right)$$

$$\alpha_2 = \frac{dR_{21}}{d\eta} \Big|_{\eta=0} = -\frac{mp}{D} \sqrt{1 - \frac{rwp^2}{4h(w+r)}} \mu_2$$

$$\eta = A \cos(\omega_0 t)$$

将其代入到式(8)中,可求得系统的输出 SNR。当且仅当 $m=1$ 时(此时对应 TSBSR 系统),系统的两个势阱对称。通过改变 m 的值,当其不为 1 时(此时对应 NTBSR 系统)。可以改变右侧势阱的阱宽和阱深,从而引起系统性能变化。在输入信号和噪声完全一样的情况下, SNR 随 D 的变化如图 3 所示,当 $m < 1$ 时, NTBSR

系统的 SNR 整体高于 TSBSR 系统;而 $m > 1$ 时,NTABS R 系统只有在 D 较大时的 SNR 高于 TSBSR 系统,则说明非对称系统相对于对称系统而言,系统的抗噪声性能得到了增强,从而在理论上证明了所提系统性能的优越性。

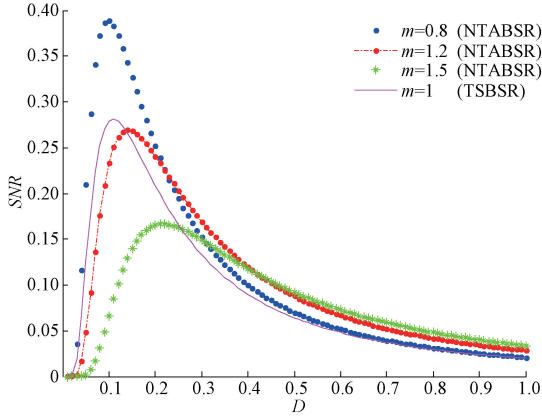


图 3 SNR 变化
Fig. 3 The SNR variation

2.2 参数调控随机共振

图 4~7 所示为 $A = 0.3, m = 0.8$ 时,各参数对于 NTABS R 系统 SNR 的影响,4 幅图都具有相同的变化趋势。在 D 较小时,由于随机共振系统的作用,一部分噪声的能量被转化为了微弱信号的能量,所以信号能量增强,导致 SNR 呈现出上升的趋势。但系统转化噪声的能力有限,所以在 SNR 上升到一定程度时,信号能量无法增加,而噪声能量却一直增强,从而导致 SNR 呈现出单调下降的趋势。通过调节系统参数 w, h, p 可以使系统的最优 SNR 出现在不同的噪声强度处,说明系统参数的选取对于系统性能的提升具有重要意义。

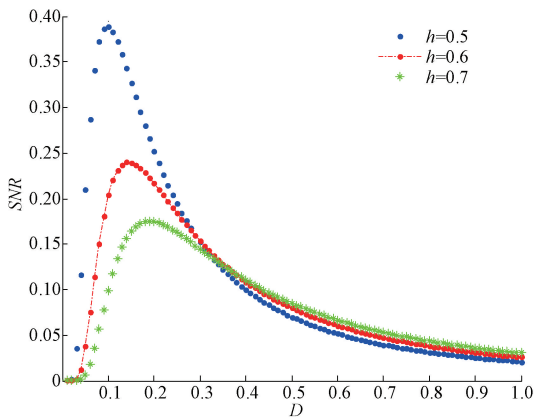


图 4 SNR 变化
Fig. 4 The SNR variation

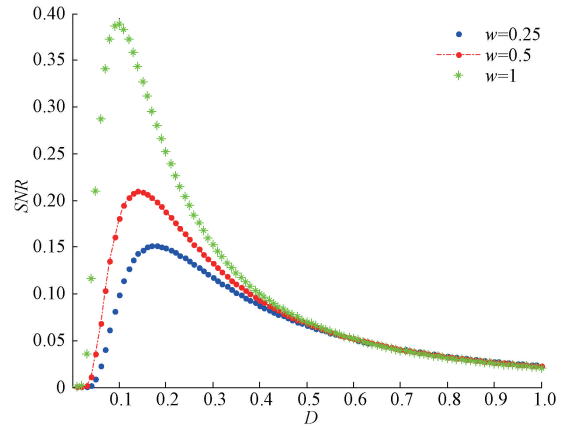


图 5 SNR 变化
Fig. 5 The SNR variation

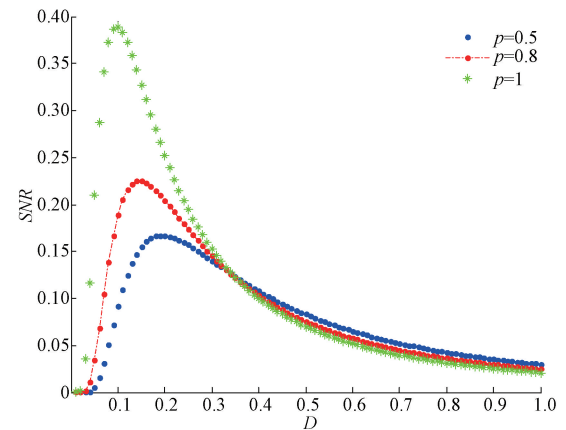


图 6 SNR 变化
Fig. 6 The SNR variation

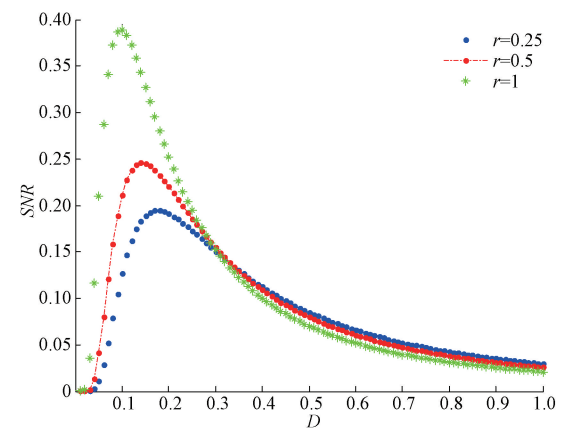


图 7 SNR 变化
Fig. 7 The SNR variation

2.3 数值仿真验证

为了验证上述公式推导的正确性,采用龙格-库塔算

法对其在高斯白噪声中进行数值仿真。各参数选择分别为 $A = 0.1, f_0 = 0.01, h = 0.5, p = 1, w = 1, r = 1$ 。在

TSBSR 系统中 $m=1$, NTABS R 系统中 $m=0.8$, 由此得到图 8 所示的 SNR 曲线图。两个系统的 SNR 变化趋势一致, 随着噪声强度的增大, SNR 呈现出先增大后减小的趋势, 而且 NTABS R 系统的 SNR 更高, 与前面的理论分析结果一致, 从而验证了理论分析的正确性。

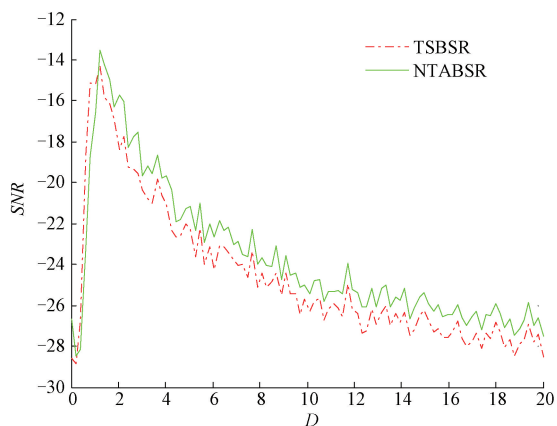


图 8 SNR 变化

Fig. 8 The SNR variation

3 自适应遗传算法

为了进一步验证所提系统性能的优越性和理论分析的准确性, 需要将系统应用于实际工程中。但所提系统参数较多, 若采用传统的自适应算法会使得算法复杂度大大提高。因此, 本文引入自适应遗传算法来对所有系统参数进行整体寻优。其算法具体步骤为^[18]:

1) 将系统参数看作基因, 则每一组参数都可以转化为对应的染色体, 需要寻优的系统参数为 (h, p, m, w, r) , 选用 SNR 作为算法的适应度函数, 其表达式为:

$$SNR_{out} = P_{Sout}(f_0) / P_{Nout}(f_0) \quad (9)$$

式中: $P_{Sout}(f_0)$ 为信号输出功率; P_{Nout} 为噪声平均功率。

2) 初始化种群。将种群规模设置为 500, 交叉概率为 0.4, 变异概率为 0.3。另外, 各系统参数范围为: $[0.01, 1.2]$, $[0.3, 1.8]$, $[0.5, 3]$, $[0.1, 1.5]$, $[0.1, 1.5]$ 。

3) 选择。首先根据步骤 1) 中的适应度函数计算出所有个体的适应度, 考虑到产生的子代有可能差异会变小, 而失去一些多样性。因此, 运用轮盘赌选择法来对个体进行选择。在每次选择之后, 将适应度最大的个体存活到下一代个体中。

4) 种群内个体不断的进行交叉与变异。首先进行交叉过程, 如果满足变异条件, 则执行步骤 5)。

5) 变异。根据变异概率判断个体是否发生变异。

6) 将得到的个体重复进行选择、交叉、变异 3 个过

程, 直到适应度函数收敛或者达到最大迭代次数。此时, 将获得最优系统参数, 并将所得的最优参数代入随机共振系统中。

4 轴承故障诊断

由于上述理论分析是在绝热近似理论的条件下去进行的, 但实际工程应用中的机械信号大都属于大频率信号, 并不能满足绝热近似的小参数条件 ($A \ll 1, \omega_0 \ll R$), R 为式 (5) 中的逃逸率。为了验证所提系统在工程应用中同样具有良好的性能, 将两个系统分别应用于两种不同型号的轴承的故障诊断中, 并将两个系统的检测结果进行对比。

4.1 6205-2RS JEM SKF 轴承故障诊断

本节使用的数据来源于美国凯斯西储大学 (CWRU) 轴承数据中心提供的深沟球轴承的内圈、外圈数据, 轴承型号为 6205-2RS JEM SKF, 主要结构参数如表 1 所示^[19]。

表 1 滚动轴承主要结构参数

Table 1 The main structural parameters of rolling bearings

内径/cm	外径/cm	厚度/cm	D_f /cm	D_f /cm	n /个
2.500 1	5.199 9	1.500 1	0.794 0	3.904 0	9

内圈和外圈的故障频率可通过式 (10) 计算得到:

$$\begin{cases} f_{BPFO} = 0.5nf_r \left(1 - \frac{d}{D_f} \cos \alpha\right) \\ f_{BPFI} = 0.5nf_r \left(1 + \frac{d}{D_f} \cos \alpha\right) \end{cases} \quad (10)$$

式中: 轴承转速 $f_r = 1750$ r/min, 所以其转动频率为 29.166 7 Hz; n 为滚珠数量; d 为滚动体直径; D_f 为轴承的节径。通过计算可以得到轴承的内外圈故障频率分别为 $f_{BPFI} = 162.11$ Hz, $f_{BPFO} = 107.6$ Hz。采样频率为 12 000 Hz, 采样点数 $N = 10000$ 。由于随机共振系统需要在绝热近似条件下才能具备检测效果, 而故障频率不满足此条件, 故需设置二次采样频率为 5 Hz, 使其产生随机共振现象。

1) 轴承故障外圈诊断

轴承故障外圈信号的时域和频域如图 9 所示, 从图 9 可以看出, 信号完全淹没在噪声中无法识别。将故障信号分别用两个系统进行处理, 采用上述遗传算法对参数进行寻优后, 可得其各个参数分别为: $h = 0.0437$, $p = 0.5162$, $m = 2.2382$, $w = 1.8319$, $r = 1.4202$ (小数点后统一保留 4 位小数)。图 10 和 11 分别为 TSBSR 系统和 NTABS R 系统对信号进行处理之后的时域和频域图。从图中可以看出, 故障信号都被放大了, 且检测到了故障特征频率 (检测频率 108 Hz, 误差为 0.37%)。

TSBSR 系统在故障频率处的峰值为 15.08, 而 NTABSBR 系统在故障频率处的频谱峰值却达到了 42.71。相比之下可以看出, 经过 NTABSBR 系统处理之后的故障信号更容易识别。

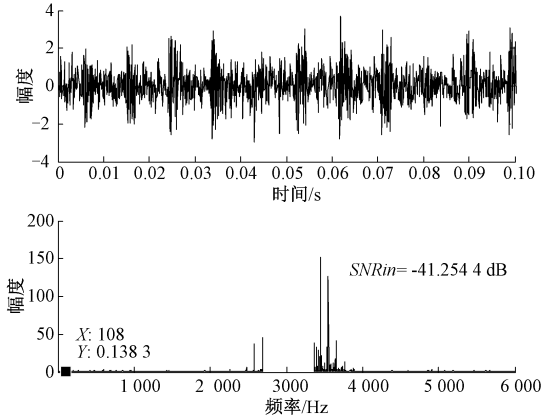


图 9 轴承故障外圈信号

Fig. 9 Signal of outer ring of fault bearing

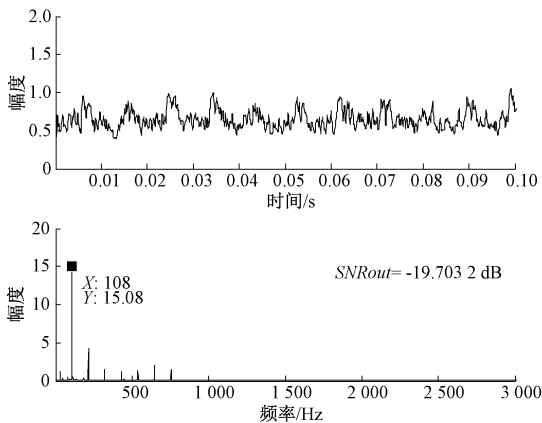


图 10 TSBSR 系统输出

Fig. 10 Output signal of the TSBSR system

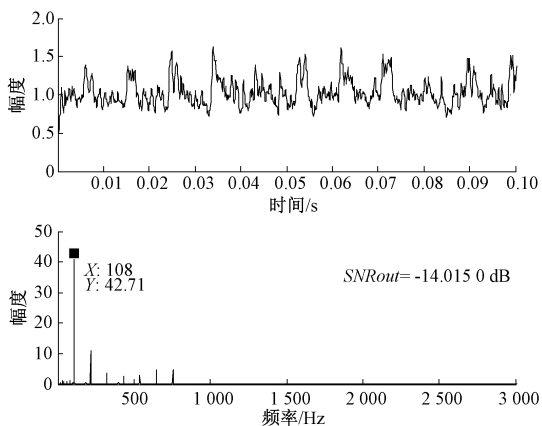


图 11 NTABSBR 系统输出

Fig. 11 Output signal of the NTABSBR system

2) 轴承故障内圈诊断

轴承故障内圈信号的时域和频域如图 12 所示, 从图中可以看出, 信号完全淹没在噪声中无法识别。将故障信号分别用两个系统进行处理, 采用上述遗传算法对参数进行寻优后, 可得其各个参数分别为: $h = 0.0394, p = 0.8147, m = 2.1277, w = 2.3518, r = 1.2019$ (小数点后统一保留 4 位小数)。图 13、14 分别为 TSBSR 系统和 NTABSBR 系统对信号进行处理之后的时域和频域图, 可以看出, 故障信号都被放大了, 且检测到了故障特征频率 (检测频率 162 Hz, 误差为 0.06%)。TSBSR 系统在故障频率处的频谱峰值仅为 4.497, 而 NTABSBR 系统在故障频率处的频谱峰值却达到了 11.55。此外, 从图 13、14 中可以看出, 经过 TSBSR 系统处理之后, 信号的频谱中噪声干扰强于 NTABSBR 系统的输出信号。

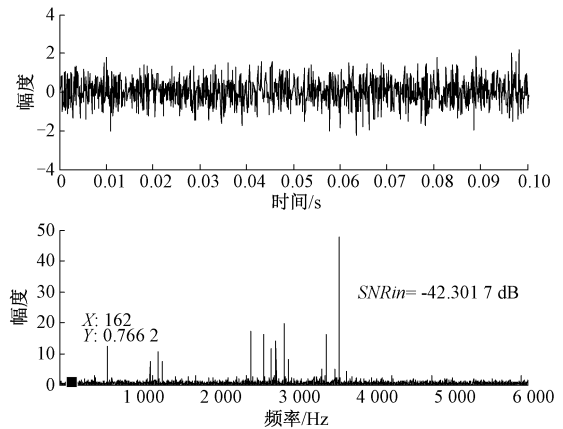


图 12 轴承故障内圈信号

Fig. 12 Signal of inner ring of fault bearing

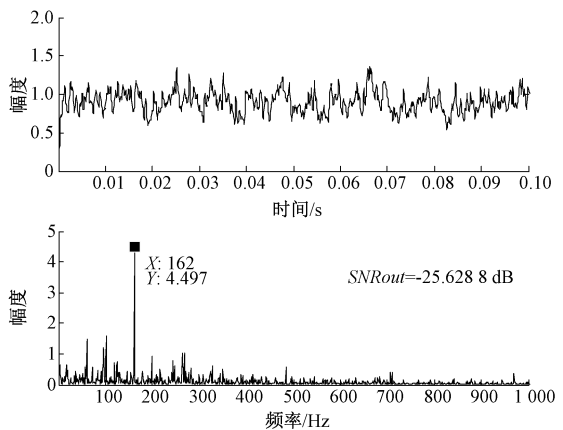


图 13 TSBSR 系统输出信号

Fig. 13 Output signal of the TSBSR system

由此, 可以得出结论, 具有非对称因子的 NTABSBR 系

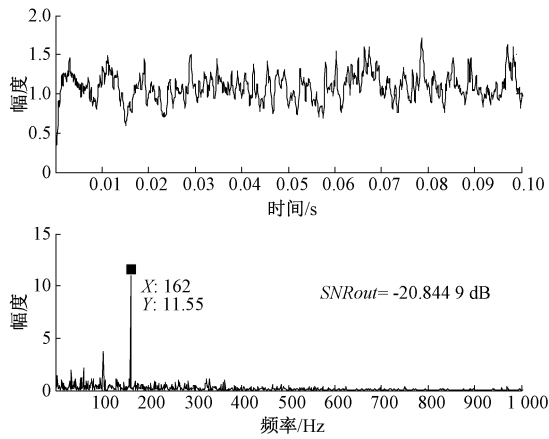


图 14 NTABSRS 系统输出信号
Fig. 14 Output signal of the NTABSRS system

统的性能强于 TSBSRS 系统。

4.2 LDK UER204 轴承故障诊断

本节的实验数据是由西安交通大学轴承加速寿命实验台所测得,实验台如图 15 所示^[20]。其轴承型号为 LDK UER204,其轴承数据如表 2 所示。实验台中采样频率为 25.6 kHz,外圈故障频率理论值为 $f=107.91$ Hz,同样不满足绝热近似条件,故需要设置二次采样频率 $f=5$ Hz,用两个系统分别采用龙格库塔法对其故障信号进行处理。

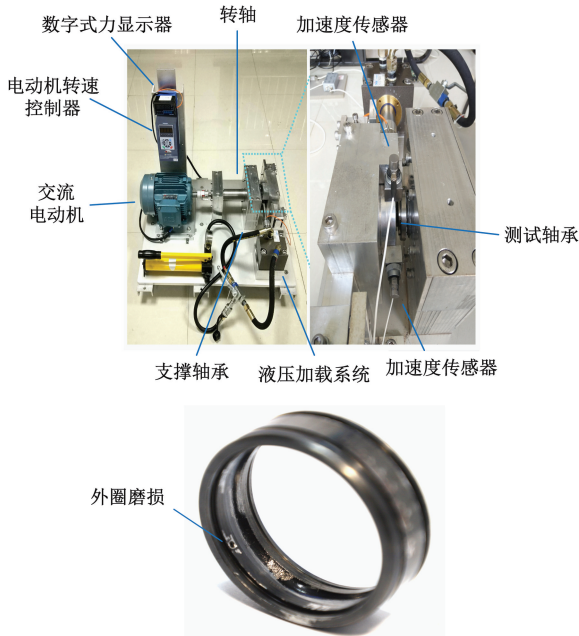


图 15 轴承加速寿命实验台
Fig. 15 The accelerated life test bench of bearing

图 16 所示为轴承故障信号,由于受噪声的影响,故

表 2 LDK UER204 轴承主要数据

Table 2 The main data of LDK UER204 bearing

参数名称	数值	参数名称	数值
内圈滚道直径/mm	29.30	滚珠直径/mm	7.92
外圈滚道直径/mm	39.80	滚珠个数	8
轴承中径/mm	34.55	接触角	0
基本额定动载荷/N	12 820	基本额定静载荷/kN	6.65

障信号完全无法识别。经过两个系统处理之后,输出的时域和频域图如图 17 和 18 所示。两个系统输出的频域图中,都检测到了故障频率(检测频率为 107.5 Hz,检测误差为 0.37%),从图中可以看出,经过 NTABSRS 系统处理之后的故障信号频谱峰值更高,且噪声干扰较小。上述结果同样也表明了 NTABSRS 系统相比于 TSBSRS 系统有更优的性能。

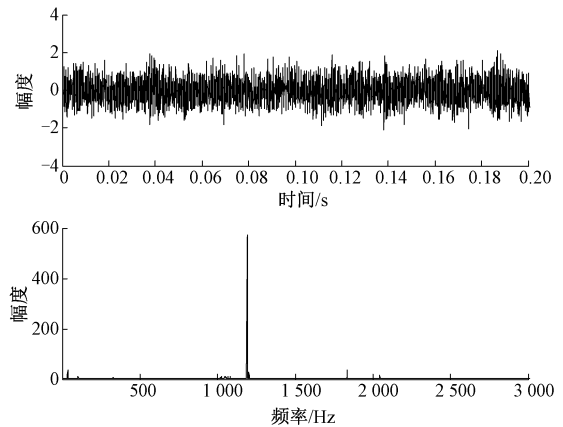


图 16 输入信号
Fig. 16 Input signal

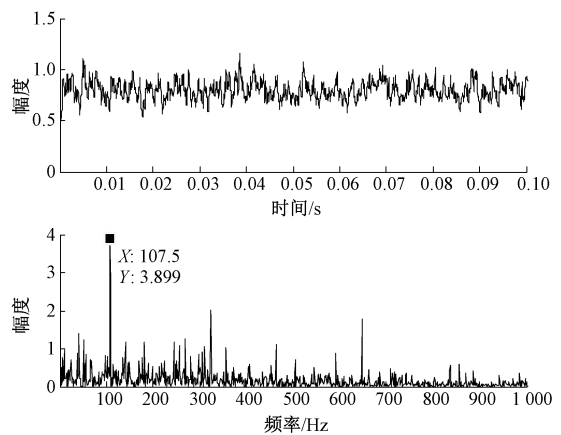


图 17 TSBSRS 系统输出信号
Fig. 17 Output signal of the TSBSRS system

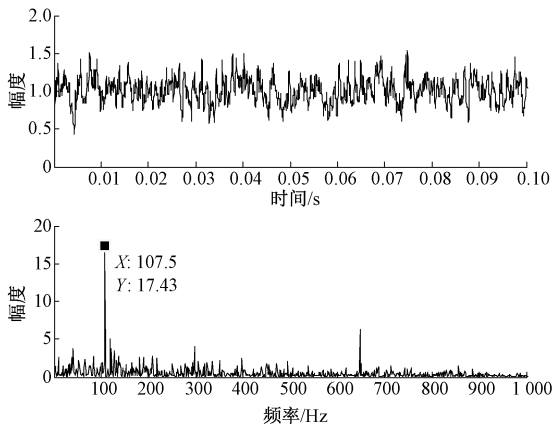


图 18 NTABSR 系统输出信号

Fig. 18 Output signal of the NTABSR system

4.3 小 结

两个系统对于轴承故障信号处理的结果如表 3 所示,在 6205-2RS JEM SKF 型号的故障诊断中:对于内圈信号,NTABSR 系统的输出频谱在故障频率处的频谱峰值是 TSBSR 系统的 2.57 倍;而对于外圈信号,NTABSR 系统的输出频谱峰值是 TSBSR 系统的 2.83 倍。在 LDK UER204 型号的故障诊断中,NTABSR 系统与 TSBSR 系统的输出信号频谱在故障频率处的峰值之比则达到了 4.47。综上所述,NTABSR 系统在工程应用中系统性能优于 TSBSR 系统,从而证明了非对称因子对于系统性能的重要性。此外,理论分析的准确性也在实际应用中得到了验证。

表 3 两个系统轴承故障信号处理结果对比

Table 3 Comparison of bearing fault signal processing results of two systems

轴承型号	信号类型	NTABSR 系统	TSBSR 系统	两个系统 频谱峰值 比值
		输出信号 频谱峰值	输出信号 频谱峰值	
6205-2RS	内圈信号	11.55	4.497	2.57
JEM SKF	外圈信号	42.71	15.080	2.83
LDK UER204	外圈信号	17.43	3.899	4.47

5 结 论

本文提出了一种二维非对称双稳系统,在绝热近似理论条件下,对系统在高斯白噪声环境中的信噪比进行了理论分析,并探究了不同的系统参数对系统信噪比的影响。在理论分析中,通过对比发现具有非对称因子的 NTABSR 系统性能优于 TSBSR 系统。为了证实理论

分析的正确性和所提系统性能的优越性,将其应用于两种不同型号的轴承故障诊断中,并将检测结果同 TSBSR 系统进行对比。最终结果表明,NTABSR 系统对于两种轴承的故障信号都具有更好的检测和放大效果。从而,证明了所提系统在工程应用中的实用性及其性能的优越性。但该系统在信号放大上也还存在一定的不足,因此,下一步工作将要研究性能更加优越的二维系统和非对称系统。

参考文献

- [1] LI J M, ZHANG J F, LI M, et al. A novel adaptive stochastic resonance method based on coupled bistable systems and its application in rolling bearing fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 114: 128-145.
- [2] BENZI R, SUTERA A, VULPIANI A. The mechanism of stochastic resonance [J]. *Journal of Physics A Mathematical & General*, 1981, 14(11): 453-457.
- [3] BENZI R, PARISI G, SUTERA A, et al. Stochastic resonance in climatic change[J]. *Tellus*, 1982, 34(1): 10-16.
- [4] JIN Y F, XU P F. Stochastic resonance in multi-stable coupled systems driven by two driving signals [J]. *Physical A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2018, 492: 1281-1289.
- [5] ZHANG G, WU X, ZHANG T Q. Stochastic resonance in strongly coupled duffing and van der pol oscillators under trichotomous noise and bearing fault diagnosis[J]. *Fluctuation and Noise Letters*, 2020, 19(3): 2050023.
- [6] 张刚,徐浩,张天骐. 二维四稳势系统随机共振机理研究与应用[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(4): 229-238.
ZHANG G, XU H, ZHANG T Q. Research and application of stochastic resonance mechanism of two-dimensional four-stable potential system [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(4): 229-238.
- [7] 贺利芳,江川,张刚,等. 分段线性非对称系统在故障检测中的研究[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(2): 226-234.
HE L F, JIANG CH, ZHANG G, et al. Research on piecewise linear asymmetric system in fault detection[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(2): 226-234.
- [8] CHENG W, XU X M, DING Y P, et al. An adaptive smooth unsaturated bistable stochastic resonance system and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. *Chinese Journal of Physics*, 2020, 65: 629-641.
- [9] REN X P, KANG J, LI ZH X, et al. Application of continuous potential function stochastic resonance in early

- fault diagnosis of rolling bearings[J]. Measurement and Control, 2020, 53(5): 767-777.
- [10] LAI ZH H, WANG SH B, ZHANG G Q, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on adaptive multiparameter-adjusting bistable stochastic resonance[J]. Shock and Vibration, 2020(9): 1-15.
- [11] LI ZH X, LIU X D, HE T, et al. A periodic potential underdamped stochastic resonance method and its application for gear fault diagnosis[J]. IEEE Access, 2019(7):141633-141647.
- [12] 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):197-210.
LIU J J, LENG Y G, LAI ZH H, et al. Research on stochastic resonance based on frequency domain information exchange [J]. Acta Physica Sinica, 2016, 65(22): 197-210.
- [13] ZHANG G, HU D Y, ZHANG T Q. Stochastic resonance in unsaturated piece-wise nonlinear bi-stable system under multiplicative and additive noise for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Access, 2019(7):58435-58448.
- [14] 王丽华,赵晓平,周子贤,等. 基于自适应遗传随机共振的滚动轴承微弱故障诊断[J]. 现代电子技术, 2019,42(20):40-44.
WANG L H, ZHAO X P, ZHOU Z X, et al. Weak fault diagnosis of rolling bearing based on adaptive genetic stochastic resonance [J]. Modern Electronic Technology, 2019, 42(20): 40-44.
- [15] HE CH B, NIU P, YANG R, et al. Incipient rolling element bearing weak fault feature extraction based on adaptive second-order stochastic resonance incorporated by mode decomposition[J]. Measurement, 2019, 145: 687-701.
- [16] 胡岗. 随机力与非线性系统[M]. 上海: 上海科学教育出版社, 1994.
HU G. Random forces and nonlinear systems [M]. Shanghai: Shanghai Science Education Press, 1994.
- [17] 胡葛庆. 随机共振微弱特征信号检测理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012
HU N Q. Theory and method of weak characteristic signal detection based on stochastic resonance [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2012.
- [18] 邝航宇,金晶,苏勇. 自适应遗传算法交叉变异算子的改进[J]. 计算机工程与应用,2006(12): 93-96,99.
KUANG H Y, JIN J, SU Y. Improvement of crossover mutation operator in adaptive genetic algorithm [J]. Computer Engineering and Application, 2006 (12): 93-96,99.
- [19] CWRU. 12k drive end bearing fault data [EB/OL]. [2019-05-15]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>.
- [20] WANG B, LEI Y G, LI N P, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018, 69(1): 1-12.

作者简介



张刚,1999 年于西北工业大学获得学士学位,2004 年于重庆邮电大学获得硕士学位,2009 年于重庆大学获得博士学位,现为重庆邮电大学教授,主要研究方向为微弱信号检测与混沌保密通信。

E-mail: zhanggang@cqupt.edu.cn

Zhang Gang received his B. Sc. degree from Northwestern Polytechnical University in 1999, received his M. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2004, and received his Ph. D. degree from Chongqing University in 2009. He is currently a professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include weak signal detection and chaotic secure communication.



谭春林(通信作者),2019 年于兰州理工大学获得学士学位,现为重庆邮电大学硕士研究生,主要研究方向为微弱信号检测。

E-mail: 1216140437@qq.com

Tan Chunlin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Lanzhou University of Technology in 2019. He is currently a master student at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research field is weak signal detection.