

DOI: 10.7652/xjtuxb201806016

二阶随机共振系统的冲击信号检测

易甜, 张刚, 张天骐, 曹莉
(重庆邮电大学信息与通信工程学院, 400065, 重庆)

摘要: 为解决单一峭度指标度量冲击信号出现漏检的问题,提出了一种基于特征系数的二阶欠阻尼随机共振冲击信号检测(CCSR)方法。由于相似度可以定量地表征两个信号的相似程度,故将峭度与相似度结合,构造出新的特征系数指标;然后以特征系数为目标函数,根据网格搜索算法自适应地寻找系统参数,当目标函数取最大值时此参数为最佳参数;最后采用 CWRU 轴承数据进行轴承内圈故障诊断。仿真结果与实际检测结果表明,CCSR 方法能够有效地检测出目标信号,实现轴承内圈磨损故障的精确诊断;在相同条件下,采用特征系数度量冲击信号比峭度检测效果提高了约 20%。

关键词: 冲击信号;特征系数;相似度;随机共振

中图分类号: TN911.23 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)06-0106-08

A Detection Method of Impact Signals Based on Second-Order Stochastic Resonance

YI Tian, ZHANG Gang, ZHANG Tianqi, CAO Li
(School of Information and Communication Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: A second order detection method of underdamped stochastic resonance impact signals based on the characteristic coefficient (CCSR) is proposed to address the problem of undetection of the impact signal with single kurtosis index. Because the similarity can quantitatively characterize the similarity between two signals, kurtosis and similarity are combined to construct a new index of characteristic coefficient. Then, the characterize coefficient is used as an object function and the grid search algorithm is used to adaptively find the optimal system parameters such that the objective function achieves the maximum. Finally, the bearing inner-race failures are diagnosed by the data of CWRU. Simulation and practical bearing test results show that the CCSR method effectively detects the target signal and achieves bearing diagnosis. A comparison with the kurtosis under the same conditions show that the test results of using characterizing coefficient increases about 20%.

Keywords: impact signal; characteristic coefficient; similarity; stochastic resonance

冲击信号是机械系统中常见的特征信号,它往往包含许多重要的设备状态信息,如机械传动系统中的动静件碰摩、损伤的齿轮以及滚动轴承等都会产生冲击信号。另外,在用声脉冲检测管道漏洞时

冲击信号可表示漏洞的大小和具体位置。在化学谱信号、水声目标信号识别等等领域中冲击信号也发挥着同样重要的作用^[2]。因此,研究冲击信号的检测方法具有重要的工程实际意义。

目前对于冲击信号的随机共振机制以及原理等研究较少,也不够完善。谭继勇等提出以加权峭度指标作为冲击信号检测性能的评价指标^[7],既考虑了峭度对冲击信号的敏感性,又保证了输出信号与原始信号的相似性,为冲击信号的有效检测提供了依据,但并未能考虑到时延问题。冷永刚等提出了冲击序列整体平移的方法^[8],通过设置偏移量来实现并达到增强随机共振的冲击信号检测,但如何选择偏移量是要研究的重点。石鹏等研究了脉冲信号的双稳系统响应并在此基础提出了初值迭代的脉冲信号检测方法^[9],但并未给出信号的检测概率。杜非等针对噪声环境下衰减振荡信号的识别检测问题,提出了一种基于双稳系统及量子粒子寻优的自适应反向随机共振检测方法^[10],但智能优化算法是如何应用到冲击信号检测中的还有待研究。

总体来说,现有的冲击信号随机共振检测方法研究较晚,相关文献较少,特别是针对二阶欠阻尼系统的冲击信号检测尚未有文献报道。因此,本文研究了一种基于二阶欠阻尼双稳系统随机共振的冲击信号提取与识别方法,分析了不同的幅值和半峰宽对系统输出的影响及双稳系统的冲击响应,并且应用于轴承故障检测,成功检测出轴承局部磨损故障,仿真与工程应用结果都表明该方法简单易行能够准确地检测出目标信号。

1 随机共振模型方法

二阶随机共振系统模型形式如下

$$\frac{d^2x}{dt^2} + k \frac{dx}{dt} = ax - bx^3 + s(t) + \xi(t) \quad (1)$$

式中: k 为阻尼系数; $ax - bx^3$ 为势场力,对应的势函数 $U(x) = -ax^2/2 + bx^4/4$,其中 a, b 为系统参数; $s(t)$ 为输入信号; $\xi(t)$ 为加性高斯白噪声,均值为0,方差 σ 的计算公式如下

$$\langle \xi(t)\xi(s) \rangle = 2D\sigma(t-s) \quad (2)$$

式中:运算符 $\langle \cdot \rangle$ 表示取平均值; s 表示不同于 t 的任意时刻; D 为噪声强度。

如图1所示,势函数在不同系统参数下,表现出不同的特征。当 $a=1$ 时,随着 b 的增大势函数呈现整体变窄的趋势;当 $b=1$ 时,随着 a 的减小势阱深度也跟着减小,势垒高度逐渐降低,此时布朗粒子更

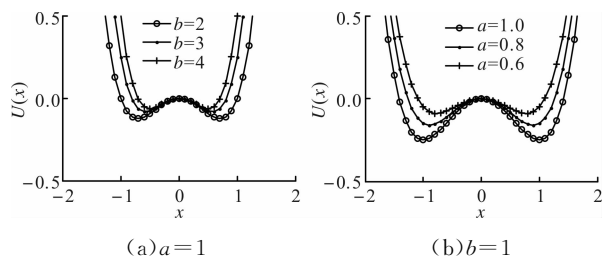


图1 双稳系统势函数

容易发生阱间跃迁。令 $x'=y$,则式(1)可以写为

$$\left. \begin{aligned} x' &= y \\ y' &= ax - bx^3 - ky + s(t) + \xi(t) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

令 $D=0, s(t)=0, x'=0, y'=0$,得到奇点 $x_A = (\sqrt{a/b}, 0), O(0, 0), x_B = (-\sqrt{a/b}, 0)$,其中 $x_{A,B}$ 为此函数的两个稳态解, O 为非稳态解,中间的势垒将系统分隔成为双势阱结构。经过计算可以得到势垒高度为 $\Delta U = U(0) - U(x_{A,B}) = a^2/4b$,它表示粒子从一个势阱跃迁到另一个势阱所需要克服的势差。式(1)描述了布朗粒子在双稳系统中的欠阻尼运动,当没有噪声和外部驱动力时,不论布朗粒子初始时位于非稳态点 O 还是稳态点 $x_{A,B}$,粒子都会保持该位置不变。当引入噪声后,布朗粒子不会停留在初始位置。即当粒子在非稳态点 O 处时,受到任意一个微小的扰动时,都会落入其中一个势阱中。当噪声强度较小时,布朗粒子在此势阱中运动并逐渐趋于稳定状态;当噪声强度继续增加时,布朗粒子在噪声的协助作用下就会不断地跃过势垒,在势阱间来回运动。这种由噪声引起的布朗粒子在两势阱间的连续跃迁可由克莱默斯(Kramers)速率给出^[11-12]

$$r_K = \frac{\omega_0 \omega_B}{2\pi k} \exp\left(-\frac{\Delta U}{D}\right) \quad (4)$$

式中: $\omega_0 = \sqrt{U''(x_0)}$; $\omega_B = \sqrt{U''(x_{A,B})}$ 分别表示布朗粒子在非稳态点 O 和稳态点 $x_{A,B}$ 处的振动角频率。因此,可以得到二阶系统的 Kramers 逃逸速率为

$$r_K = \frac{a}{\sqrt{2\pi k}} \exp\left(-\frac{a^2}{4bD}\right) \quad (5)$$

当外部驱动力为单个冲击信号时,冲击信号由以下模型产生^[15]

$$s(t) = A \exp\left(-3\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)^2\right) \quad (6)$$

式中: A 为信号的幅值; τ 为冲击信号的半峰宽(即信号高度在 $A/2$ 时的信号的宽度),这两个参数用于控制信号的波形;参数 t, t_0 分别为时间和信号的起始时间。图2是3组不同参数下单个冲击信号的波形,信号关于 $t=t_0$ 对称,当 t 趋于无穷时信号值

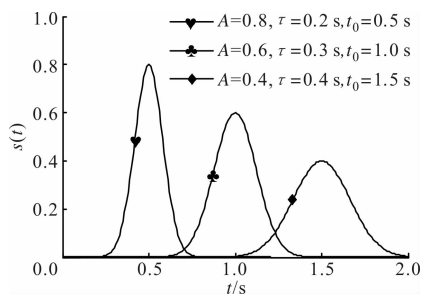


图2 3组不同参数下单个冲击信号的波形

趋于零,所以无穷远处为脉冲信号的平衡位置。

此时,势函数 $V(x)$ 改写为

$$V(x) = -\frac{x^2}{2} + \frac{x^4}{4} - xA \exp[-3(t-t_0)^2/\tau^2] \quad (7)$$

由式(1)~式(7)解析给出描述冲击信号随机共振特点的 Kramers 速率公式^[13]

$$\begin{aligned} \bar{r}_K &= \frac{1}{2\pi} \sqrt{|V''(\hat{x}_{A,B})| |V''(\hat{x}_0)|} \cdot \\ \exp\left(\frac{V(\hat{x}_{A,B}) - V(\hat{x}_0)}{D}\right) &= r_K \left[1 + \frac{3}{4} A \exp[-3(t-t_0)^2/\tau^2] - \frac{69}{32} A \exp[-6(t-t_0)^2/\tau^2] \right] \cdot \\ &\exp\left[(-4A \exp[-3(t-t_0)^2/\tau^2] - 3A^2 \exp[-6(t-t_0)^2/\tau^2])/4D\right] \quad (8) \end{aligned}$$

由式(8)可知,在冲击信号的随机共振检测中,通过调整系统参数或噪声强度,随机共振系统只能在少数几个振荡周期甚至一个振荡周期内满足匹配关系式。因此,布朗粒子很难按照输入信号在两势阱间频繁跃迁,而只能在少数振动周期或一个振动周期内实现阱间跃迁。

2 二阶随机共振含噪冲击信号检测

2.1 冲击信号特征系数的构造

加权峭度指标是将互相关系数和峭度结合,但互相关系数存在不足,即它们的相关程度与数据长度有关。当长度较小时互相关系数的波动较大,样本相关系数的绝对值接近1,当长度较大时,相关系数的绝对值偏小。在传统峭度指标的基础上,充分考虑冲击信号幅度和个数的影响,利用相似度与峭度之间的优势互补来构造一种新的冲击信号特征系数,对随机共振系统的响应输出性能进行有效的评价。峭度是一种无量纲的指标,能够反映出数据的离散程度,不受其绝对水平影响,对信号中的冲击成分非常敏感,可用于评价冲击信号的检测效果,从而

检测机械设备的受损情况。信号的峭度公式为四阶矩与二阶矩平方的比值^[14]

$$K_r = \frac{E(x^4)}{E^2(x^2)} = \frac{N \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\left(\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2\right)^2} \quad (9)$$

式中: $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 为信号序列; $\bar{x}$ 为信号的统计平均值; N 为信号长度。设

$$K_w = \frac{NM_1}{M_2} \quad (10)$$

式中

$$M_1 = \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4 \quad (11)$$

$$M_2 = \left(\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2\right)^2 =$$

$$M_1 + 2 \sum_{i=1}^{N-1} (x_i - \bar{x})^2 \sum_{j=i+1}^N (x_j - \bar{x})^2 \quad (12)$$

可近似认为不变,虽然 M_1 和 M_2 会随着冲击分量的增加而增加,但是由于 $2 \sum_{i=1}^{N-1} (x_i - \bar{x})^2 \sum_{j=i+1}^N (x_j - \bar{x})^2$ 的影响, M_2 的增加量远大于 M_1 的增量,从而导致峭度指标 K_r 减小。因此,峭度指标可以定量表征振动信号中的冲击分量,是随机共振检测冲击信号的首选测度指标。

相似度可以很好的表征两个不同信号的相似性,信号的相似程度越大,其值越大。计算两个向量的余弦的绝对值,就可以知道他们在统计学方法中的相似度情况。令 x_i 和 y_i 分别表示两个能量有限的确定性信号,相似度定义为信号的内积与信号范数的比值

$$\cos\theta = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^N \|x_i - \bar{x}\| \|y_i - \bar{y}\|} \quad (13)$$

式中: $\bar{x}, \bar{y}$ 为信号的统计平均值。根据 Schwartz 不等式有 $|\cos\theta| \leq 1$, 当 $x_i = y_i$ 时, $\cos\theta = 1$, 即两者完全相似; 当 $\cos\theta < 0$ 时, 两者的相似度为负值; 当 $\cos\theta > 0$ 时, 两者的相似度为正值。

为避免冲击分量漏检而导致峭度指标上浮的现象。论文将峭度指标和相似度有效地结合构造一种新的冲击信号特征系数,既保留了峭度指标对冲击信号分量的敏感性,又保证了检测结果与原始信号的相似性,特征系数的计算公式为

$$K_w = |\cos\theta| K_r \quad (14)$$

因此根据特征系数的最大化,可以实现随机共振系

统参数的最优选取,从而实现满意的检测效果。图 3 为特征系数随系统参数的变化曲线。特征系数随参数 a 呈现出先增大后减小的变化趋势,特征系数随参数 b 呈非单调变化。

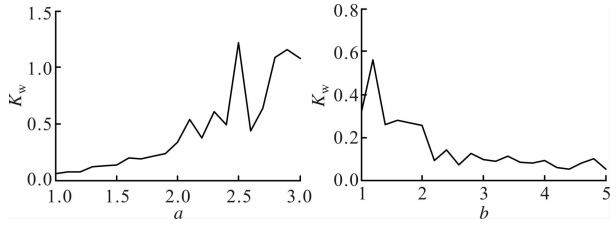


图 3 特征系数随参数 a 、 b 的变化规律

2.2 二阶系统含噪冲击信号检测

上节详细介绍了冲击信号特征系数的构造过程,本节将通过几组数值仿真实验进一步验证特征系数对评价冲击信号的随机共振检测效果的优越性和有效性。运用网格搜索算法对参数进行选取,该算法是一种具有广泛适用性的方法,网络寻优算法流程如图 4 所示。设 $s(t)$ 为单个冲击信号,信号长度为 10 000 点,幅值 $A=0.8$,采样频率为 $f_s=10$ Hz。向 $s(t)$ 中加入方差 $\sigma^2=0.02$ 的高斯白噪声,搜索区间按照文献经验^[13]并结合本文实际来设定。网络寻优算法的具体步骤如下。

- (1)参数初始化。设定系统参数 a 的搜索范围为 $[0.1,3]$, b 的搜索范围为 $[0.1,5]$, k 的搜索范围为 $[0.1,1]$,搜索步长为 0.1。
- (2)随机共振检测。利用每组参数 (a,b,k) 计算随机共振的系统响应,并利用式(14)计算冲击信号特征系数。当参数 (a,b,k) 没有超过搜索范围时,则在系统参数搜索范围内继续寻找 K_w 的最大值;当参数 (a,b,k) 超出搜索范围时,执行第 3 步并保存 K_w 的最大值和相应的参数。
- (3)幅值提取。利用第 2 步得到的最优系统参数获得随机共振的系统响应及目标信号,从原始信号中提取幅值信息,为后续的机械故障定量识别提供基础。

图 5 给出了利用峭度指标和冲击特征系数为评价指标的随机共振系统输出结果。其中图 5a 为含噪冲击信号,峭度指标为 2.97。图 5b 是基于峭度指标最大范围内得到的随机共振检测结果,根据网格算法寻得参数组合为 $(a,b,k)=(1,4.8,0.7)$,其峭度指标增加到了 7.62。图 5c 的峭度指标为 7.55。很明显,图 5b 输出结果呈现类似阶梯状,这是通过阱间共振得到的。虽然这种输出结果的峭度指标很大,但是它与原信号的相似度很低,因此仅仅

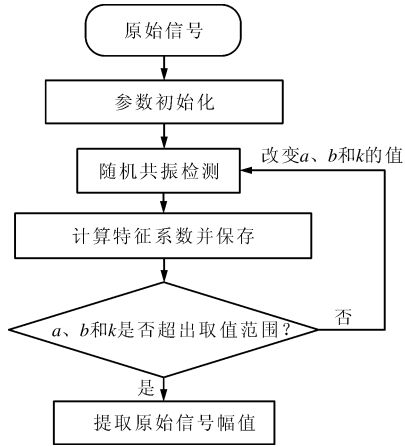
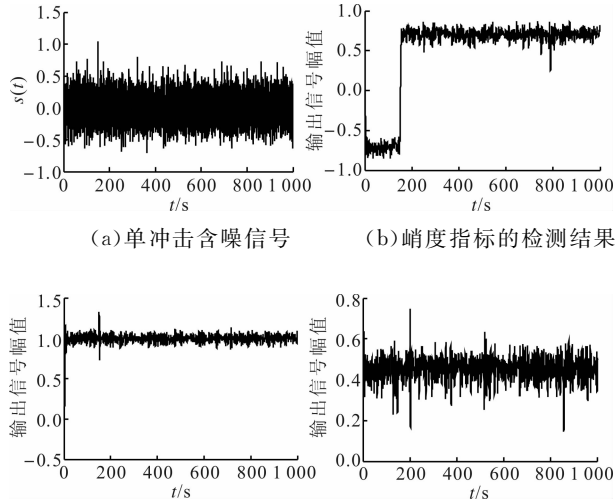


图 4 网络寻优算法流程图

依靠峭度指标 K_r 最大化来度量冲击信号的检测效果会影响信号的检测精度,缺乏一定的稳定性和鲁棒性。下面,利用特征系数作为检测冲击信号的测量指标。图 5b 的特征系数为 0.03;图 5c 是基于特征系数得到的随机共振检测结果,寻得参数组合为 $(a,b,k)=(2.2,4.8,0.7)$,其特征系数为 0.15,从图中可知,不仅原始信号被有效地提取,而且冲击信号特征非常明显,随机共振输出结果较好地反映了原始信号的冲击特征;图 5d 是基于加权峭度的检测结果,从图中可知,目标信号的幅值较小且存在干扰,特征系数的检测效果要优于加权峭度,虽然特征系数指标也增加了方法的复杂度,但检测效果提高了约 20%。

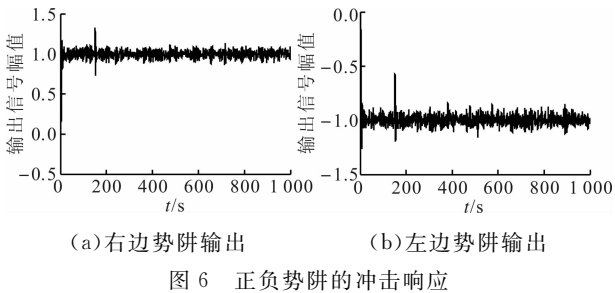


(c)特征系数的检测结果 (d)加权峭度指标的检测结果

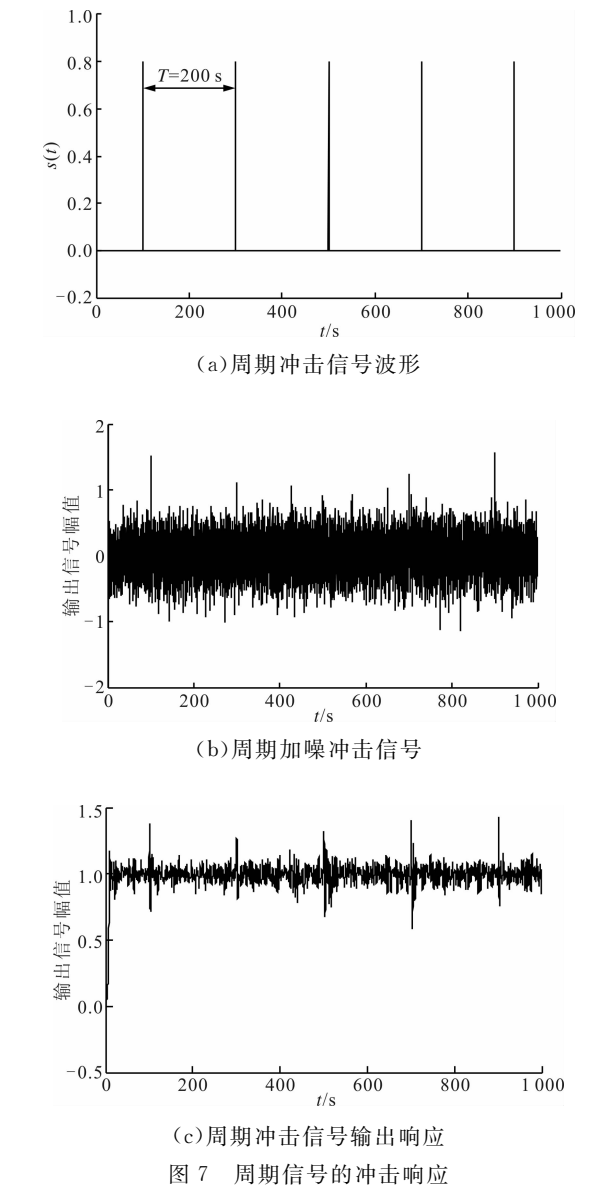
图 5 峭度指标与特征系数检测的对比结果

由于布朗粒子的初始条件的不同,用双稳系统检测冲击信号时粒子会落入哪一个势阱振荡是不确定的,因此双稳系统的冲击响应可能正势阱中粒子的运动响应,也可能负势阱中粒子的运动响应。如

图 6 所示,图 6a 为正势阱的冲击响应,图 6b 为负势阱的冲击响应。不论是在哪个势阱内都可以很好地检测出冲击信号。

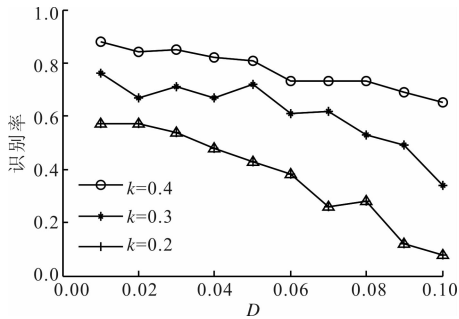


将单个冲击信号构成一串间隔周期为 $T=200$ s 的周期冲击序列,其中 $A=0.8, \tau=1$,信号长度为 10 000,采样频率为 $f_s=10$ Hz,周期信号波形如图 7a 所示。白噪声方差为 $\sigma^2=0.04$,根据网格算法寻



得系统参数为 $(a,b,k)=(1.2,1,0.9)$,利用随机共振系统对周期信号进行检测,得到的结果如图 7 所示。图 7b 为加噪冲击信号,由于噪声的影响,原始冲击信号被完全淹没。图 7c 为系统检测输出,从检测结果可以明显地观察到指定的冲击信号特征,虽然存在噪声干扰但是不影响冲击信号的提取。

为了解系统对冲击信号的检测性能,采用 Monte-Carlo 方法对系统检测率随噪声强度 D 的变化进行研究,每一次实验都是经过 100 次 Monte-Carlo 仿真得到。不同阻尼系数下的识别率如图 8 所示。由图 8 可见,随着噪声强度 D 的增大,识别概率不断减小,直至完全检测不到冲击信号。



经过随机共振系统处理后得到的输出信号相对于输入信号都会有一定的延时,这对正弦信号而言的影响几乎是微乎其微。但是在利用随机共振系统检测冲击信号时,就应考虑非周期冲击信号的起始位置。下面设定冲击信号的起始位置,将每个位置的信号通过随机共振系统,以输出信号的最大峰值位置作为系统冲击响应,研究输出相对于输入的延迟情况及对峰值定位的准确性。非周期冲击信号参数设置为 $A=0.8, \tau=1$,乘性加性噪声标准差 $\sigma^2=0.02$,信号长度为 10 000,采样频率为 $f_s=10$ Hz。表 1 为多组对冲击信号峰值位置的估计实例,其中非周期冲击信号的初始值为峰值出现的时间,测量值为随机共振系统输出的峰值出现时间,误差为两者之间的时间差。

表 1 非周期冲击信号峰值估计结果

初始位置/s	测量位置/s	误差/s
100.4	100.9	0.5
300.1	300.7	0.6
500.0	501.4	1.4
700.1	701.8	1.7
900.1	900.8	0.7

由上面仿真结果可知,冲击信号经过随机共振系统处理后,输出信号相对于输入信号都存在延时,而且延时会出现随机波动,但波动幅度较小,在对同步性要求不是很高的场合能够适用,例如机械故障检测中,但对于要求精确同步或定位的场合不太适用。

3 工程应用

在机械系统中,冲击信号一直是一个敏感的问题,冲击信号往往包含着系统运行的状态信息,特别是诸如滚动轴承这类重要设备中。在旋转机械中轴承是应用最为广泛的机械器件,同样也是最容易损耗的部件之一。在恶劣的环境下,滚动轴承极易发生点蚀、疲劳剥落和磨损的故障。为保障机电设备的安全运行,预防重大事件的发生,通过检测冲击信号来监测是否有零件损坏。但是,实际采集到的信号往往是包含各种各样的噪声干扰,对信号的检测尤为困难。因此本文利用随机共振对微弱信号的检测优势,将此方法应用于轴承故障检测,从而尽可能更早更有效地检测出滚动轴承的健康状态。轴承故障数据来自美国凯斯西储大学(Case Western Reserve University CWRU)轴承数据中心,深沟球轴承型号为 6205-2RS JEM SKF,如图 9 所示,主要参数如表 2 所示。轴承转速为 $f_r=1\,797\text{ r/min}$,采样频率为 $f_s=12\text{ kHz}$,轴承故障频率如表 3 所示,从表中可以计算出内圈故障频率 $f_{\text{BPF1}}=162.08\text{ Hz}$ 。

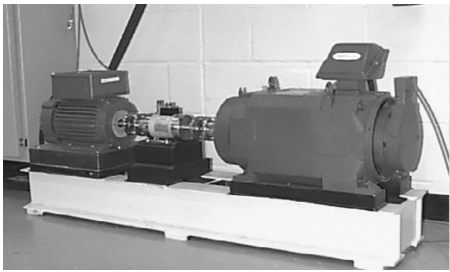


图 9 6205-2RS JEM SKF 实验与采集装置

表 2 6205-2RS JEM SKF 轴承参数

内圈直径/mm	外圈直径/mm	厚度/mm	滚珠直径/mm	滚珠个数	接触角/(°)
25.001	51.999	15.001	7.940	9	0

表 3 轴承故障特征频率

轴承元件	内圈	外圈	保持架	滚动体
频率/Hz	162.08	107.29	11.76	141.08

为提取淹没在强噪声背景下的轴承故障特征信息,我们采用上述随机共振算法对信号进行分析,并利用冲击信号法^[15-16]对轴承的健康状态进行定量识别。冲击信号法是由瑞典 SPM Instrument AB 公司最先提出的一套系统监测方法。滚动轴承等部件存在缺陷,如有疲劳剥落、磨损和撞击时,会引起冲击性振动产生信号。冲击脉冲法给出了计算标准分贝值的故障等级经验计算公式^[17]

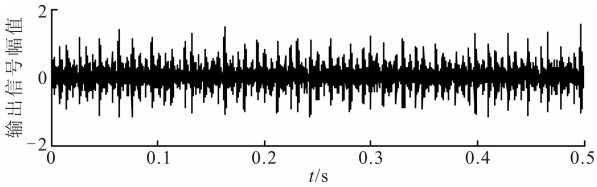
$$\text{dB}_n = 20\lg \frac{2\,000V_s}{Nd^{0.6}} \tag{15}$$

式中: dB_n 为分贝值; N 为轴承转速, r/min ; d 为轴承内径, m ; V_s 为冲击值, m/s^2 。根据 dB_n 的如下值判断轴承的运行状态:

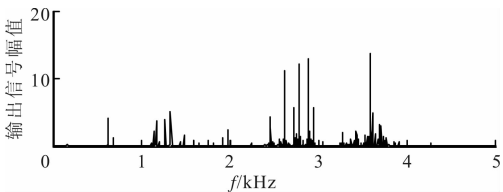
- (1) $0\text{ dB} \leq \text{dB}_n < 21\text{ dB}$ 表示正常状态,轴承工作状态良好;
- (2) $21\text{ dB} \leq \text{dB}_n < 35\text{ dB}$ 表示轻微故障,轴承有早期损伤;
- (3) $35\text{ dB} \leq \text{dB}_n < 60\text{ dB}$ 表示严重故障,轴承已有明显损伤。

图 10a 为内圈故障信号的时域和频域波形,特征频率不能被识别。根据网格算法步骤初始化参数,以特征系数作为优化指标利用二次采样随机共振对故障信号进行检测,得到的优化结果为 $a=0.01, b=6, k=0.5$,特征系数为 0.1。输出信号及频谱如图 10b 所示,可见频谱在 $f=162\text{ Hz}$ 处出现了尖峰,可初步判定内圈存在故障。根据式(15)计算可得到相应的分贝值为 23.88 dB。与冲击脉冲法对滚动轴承状态的判断标准比较,在第二个区间内,可以判断轴承存在轻微损伤。

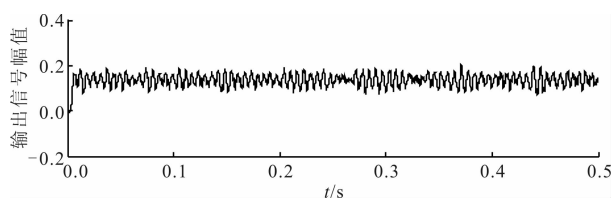
通过上述仿真实验的分析结果可以看出,二阶随机共振系统可以很好地提取出振动信号中的冲击特征,为实现早期故障信号的识别与提取,甚至是复



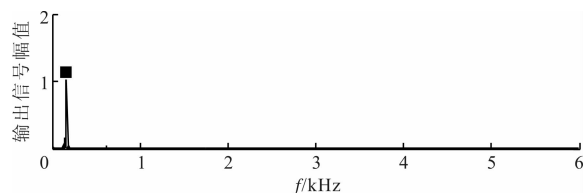
(a)内圈故障信号



(b)内圈频谱



(c)故障信号



(d)系统输出故障信号及频谱

图10 内圈故障信号检测实例

合故障分离提供了一种有效的分析方法。

4 结 论

针对强噪声背景下冲击信号的提取问题,利用峭度指标和相似度的数学特征,构造了冲击信号特征系数,与二阶欠阻尼双稳系统随机共振相结合提出了一种基于二阶欠阻尼随机共振的冲击信号提取与识别的方法,得到以下结论:①结合峭度指标和相似度构造的冲击信号特征系数,可以很好的表征冲击信号,以此指标为优化目标的随机共振可以有效地提取强噪声环境中的微弱冲击信号;②随着冲击峰值高度的升高,输出的峰值也会逐步增大,而冲击信号的半峰宽取不同值时,峰值高度基本相等,增加半峰宽对输出信号没有太大的改善;③以特征系数为测量指标的周期冲击信号能够有效地检测与识别;④经过随机共振系统处理了后的冲击信号相对于输出信号都以一定的延时,但在同步性不高的轴承故障检测中同样能够适用;⑤工程实际应用验证了文中所提方法的可行性和有效性,可以结合工程实际的需要,最大限度地实现机械故障的有效检测。

参考文献:

- [1] BENZI R, SUTERA A, VULPIANI A. The mechanism of stochastic resonance [J]. *Journal of Physics: A Mathematical and General*, 1981, 14(11): 453-457.
- [2] ASDI A, TEWFIK A. Detection of weak signals using adaptive stochastic resonance [C]//The IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995: 1332-1335.

- [3] COLLINS J J, CHOW C C, IMHOFF T T. Aperiodic stochastic resonance in excitable systems [J]. *Physical Review: E Statistical Physics Plasmas Fluids & Related Interdisciplinary Topics*, 1995, 52(4): 3321-3324.
- [4] 雷亚国, 韩冬, 林京, 等. 自适应随机共振新方法及其在故障诊断中的应用 [J]. *机械工程学报*, 2012, 48(7): 62-67.
LEI Yaguo, HAN Dong, LIN Jing, et al. New adaptive stochastic resonance method and its application to fault diagnosis [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2012, 48(7): 62-67.
- [5] QIAO Zijian, PAN Zhengrong. SVD principle analysis and fault diagnosis for bearings based on the correlation coefficient [J]. *Measurement Science & Technology*, 2015, 26(8): 085014-085029.
- [6] 李继猛, 陈雪峰, 何正嘉. 采用粒子群算法的冲击信号自适应单稳态随机共振检测方法 [J]. *机械工程学报*, 2011, 47(21): 58-63.
LI Jimeng, CHEN Xuefeng, HE Zhengjia. Adaptive monostable stochastic resonance based on PSO with application in impact signal detection [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(21): 58-63.
- [7] 谭继勇, 陈雪峰, 何正嘉. 冲击信号的随机共振自适应检测方法 [J]. *机械工程学报*, 2010, 46(23): 61-67.
TAN Jiyong, CHEN Xuefeng, HE Zhengjia. Impact signal detection method with adaptive stochastic resonance [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(23): 61-67.
- [8] 冷永刚, 赵跃. 单稳系统的脉冲响应研究 [J]. *物理学报*, 2015, 64(21): 212-221.
LENG Yonggang, ZHAO Yue. Pulse response of a monostable system [J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(21): 212-221.
- [9] 石鹏, 冷永刚, 范胜波, 等. 双稳系统处理微弱冲击信号的研究 [J]. *振动与冲击*, 2012, 31(6): 150-154.
SHI Peng, LENG Yonggang, FAN Shengbo, et al. A bistable system for detection a weak pulse signal [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, 31(6): 150-154.
- [10] 杜非, 陈世利, 曾周末, 等. 基于反向随机共振的衰减振荡信号自适应检测 [J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(12): 2650-2656.
DU Fei, CHEN Shili, ZENG Zhoumo, et al. Adaptive detection method of the damped oscillation signal based on reversed stochastic resonance [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(12): 2650-2656.

[11] 冷永刚, 赖志慧. 基于 Kramers 逃逸速率的 Duffing 振子广义调参随机共振研究 [J]. 物理学报, 2014, 63 (2): 34-42.
LENG Yonggang, LAI Zhihui. Generalized parameter-adjusted stochastic resonance of duffing oscillator based on Kramers rate [J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(2): 34-42.

[12] 赖志慧, 冷永刚, 范胜波. 级联双稳 Duffing 系统的随机共振研究 [J]. 物理学报, 2013, 62(7): 69-77.
LAI Zhihui, LENG Yonggang, FAN Shengbo. Stochastic resonance of cascaded bistable Duffing system [J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(7): 69-77.

[13] 李继猛. 随机共振理论及风电装备故障诊断应用研究 [D]. 西安: 西安交通大学, 2013: 62-66.

[14] 曹衍龙, 杨毕玉, 杨将新, 等. 基于变尺度随机共振的冲击信号自适应提取与识别方法 [J]. 振动与冲击, 2016, 35(5): 65-69.
CAO Yanlong, YANG Biyu, YANG Jiangxin, et al. Impact signal adaptive extraction and recognition based on a scale transformation stochastic resonance system [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(5): 65-69.

[15] QIAO Zijian, LEI Yaguo, LIN Jing, et al. An adaptive unsaturated bistable stochastic resonance method and its application in mechanical fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 84: 731-746.

[16] LI Jimeng, ZHANG Yungang, XIE Ping. A new adaptive cascaded stochastic resonance method for impact features extraction in gear fault diagnosis [J]. Measurement: Journal of the International Measurement Confederation, 2016, 91: 499-508.

[17] 何正嘉. 现代信号处理及工程应用 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2007: 204-205.

(编辑 刘杨)

(上接第 41 页)

[7] LIN D D, TALATHI S S, ANNAPUREDDY V S. Fixed point quantization of deep convolutional networks [J]. Computer Science, 2016; arXiv: 1511. 06393.

[8] ZHANG Xianyi. OpenBLAS [EB/OL]. (2017-02-03) [2017-02-24]. <https://github.com/xianyi/OpenBLAS>.

[9] MARAT D. NNPack [EB/OL]. (2017-07-21) [2017-09-07]. <https://github.com/Maratyszczka/NNPACK>.

[10] OSKOEI S S L, GOLESTANI H, KACHUEE M, et al. GPU-based acceleration of deep convolutional neural networks on mobile platforms [J]. Computer Science, 2015; arXiv: 1511.07376v1.

[11] Apple Inc. OpenCL reference guide [EB/OL]. (2017-08-17) [2017-08-22]. <https://www.khronos.org/files/opencl22-reference-guide.pdf>.

[12] SONG I, KIM H J, JEON P B. Deep learning for real-time robust facial expression recognition on a smart-phone [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Consumer Electronics. Piscataway, NJ, USA; IEEE, 2014: 564-567.

[13] FARABET C, MARTINI B, AKSELROD P, et al. Hardware accelerated convolutional neural networks for synthetic vision systems [J]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2010, 54(3): 257-260.

[14] 崔继岳, 梅魁志, 刘冬冬, 等. 面向 OpenCL 的 MaliGPU 仿真器构建研究 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(2): 20-24.
CUI Jiyue, MEI Kuizhi, LIU Dongdong, et al. Construction of embedded Mali GPU simulator for OpenCL [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49 (2): 20-24.

[15] SH1R0. Caffe-android-lib [EB/OL]. (2017-01-01) [2017-01-15]. <https://github.com/sh1r0/caffe-android-lib>.

(编辑 武红江)