

# 相关系数 SVD 增强随机共振的 单向阀故障诊断

张丹威<sup>1,2</sup>, 王晓东<sup>1,2</sup>, 黄国勇<sup>1,2</sup>

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南昆明 650500; 2. 云南省矿物管道输送工程技术研究中心, 云南昆明 650500)

**摘 要:** 针对大型往复式高压隔膜泵关键部件单向阀的磨损击穿故障通常遭受强噪声污染, 故障难以检测的问题, 从单向阀振动信号分析入手, 提出一种相关系数 SVD 增强随机共振的单向阀故障诊断方法. 该方法首先将含有噪声的单向阀振动信号进行奇异值分解(SVD), 然后利用相关系数法筛选出包含故障特征信息最多的分量信号, 再将其输入到随机共振系统中进行处理, 达到检测强噪声背景下单向阀磨损击穿故障的目的. 仿真结果表明, 提出方法解决了强噪声背景下故障特征提取困难的问题; 实测数据表明, 该方法能够有效检测单向阀磨损击穿故障.

**关键词:** 单向阀; 相关系数; 奇异值分解(SVD); 随机共振; 强噪声

**中图分类号:** TN911.7, TH165.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2018)11-2696-09

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.11.017

## Check Valve Fault Diagnosis with Correlation Coefficient SVD Enhanced Stochastic Resonance

ZHANG Dan-wei<sup>1,2</sup>, WANG Xiao-dong<sup>1,2</sup>, HUANG Guo-yong<sup>1,2</sup>

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China;

2. Yunnan Province Engineering Technology Research Center for Mineral Pipeline Transportation, Kunming, Yunnan 650500, China)

**Abstract:** For the key components of the large reciprocating high pressure diaphragm pump, the wear breakdown of one way valve usually suffers from strong noise pollution and it is difficult to detect the fault. Starting with the analysis of the vibration signal of the check valve, a method of single directional valve fault diagnosis with the correlation coefficient SVD enhanced random resonance is proposed. In this method, the singular value decomposition(SVD) of the check valve vibration signal with noise is first carried out, then the component signal which contains the most information of the fault features is selected by the correlation coefficient method, and then input into the stochastic resonance system, the purpose of detecting the wear breakdown fault of the check valve under the strong noise background is achieved. The simulation results show that the proposed method solves the problem of difficult fault feature extraction under the strong noise background, and the measured data show that the method can effectively detect the wear breakdown fault of the check valve.

**Key words:** check valve; correlation coefficient; singular value decomposition(SVD); stochastic resonance; strong noise

## 1 引言

矿浆管道是固体物料运输过程中最常用的一种形式, 往复式高压隔膜泵是矿浆输送管道的核心动力设备. 在高压隔膜泵工作运行中, 单向阀作为其往复式运动的核心器件其故障特征在实际工况中极易被强大的噪声所淹没, 因此研究一种在强噪声背景下及时的提

取故障特征并能有效识别故障的方法, 已经成为生产安全运行的迫切需求. 强噪声的影响使得单向阀的故障特征信息表征不明显. 目前, 大多数学者在故障诊断一般从两个方面入手, 一是通过消除振动信号中所包含的噪声来提取早期故障特征, 常用的方法有奇异值分解<sup>[1]</sup>(singular value decomposition, SVD)、经验模态分解<sup>[2]</sup>、局域均值分解<sup>[3]</sup>和小波分析等. 其中在 SVD 的基

基础上,有学者提出一种新的信号处理方法相关系数 SVD (Correlation Coefficient SVD, CCSVD)<sup>[4]</sup>,避免了 SVD 在分解过程中重构维数与延迟步长的影响,且在微弱信号检测方面表现出良好特性.另外一种方法是把噪声变废为宝,借助随机共振理论利用噪声增强微弱信号的信噪比,进而提取故障特征.自从 Benzi<sup>[5,6]</sup>提出随机共振以来,经过近 30 年的应用与发展,该方法在微弱信号检测中,表现出一定的优越性.如文献[7,8]将随机共振应用于小幅值、小频率、小噪声的信号检测,有效的提取到微弱故障特征,但是在在大参数条件下却表现能力不足;文献[9]通过自适应随机共振技术,将实际中的大参数信号也有效的检测出来,相比传统的随机共振改善了仅适用于小参数条件的局限性;文献[10]表示在噪声强度比较大时,随机共振虽然能将一部分噪声能量转移到故障特征上,但仍然不能将故障特征提取出来.因此首先选取 SVD 对振动信号进行降噪处理,由于 SVD 在降噪过程中的局限性,其分解过程受到延迟步长和重构维数的影响,导致在降噪过程中一部分噪声依然保留在原信号中并没有完全被消除,而随机共振技术可以利用信号中的噪声能量来增强微弱信号的信噪比.故本文选择利用相关系数 SVD 来增强随机共振在强噪声背景下故障诊断中的应用.

通过对单向阀运行机理分析,在实际工况中,其微弱故障信号被高强度噪声所淹没.故本文针对强噪声背景下单向阀微弱故障信号检测的问题,提出了相关系数 SVD 增强随机共振的单向阀故障诊断方法.首先对强噪声背景下的单向阀振动信号进行奇异值分解,分析所产生的分量信号相关系数序列的绝对值大小,提出一种利用自相关函数序列绝对值的测量指标模拟故障指数  $r(p)$ ,以最优确定系统的延迟步长  $p$ ,达到自适应选取有效奇异值<sup>[11]</sup>的目的.由于分量信号和奇异值一一对应的关系利用归一化相关系数差谱算法将最优选取的分量信号输入到随机共振系统中进一步完成故障特征提取.最后实验结果表明,本文所提出的方法无论是仿真信号还是实测信号均可以很有效的提取出强噪声背景下故障特征信息.

## 2 相关系数 SVD 的随机共振理论

### 2.1 基于相关系数的奇异值分解

#### 2.1.1 奇异值分解

奇异值分解是一种以相空间重构矩阵作为基础的非线性滤波方法<sup>[12]</sup>,经常被用来消除故障信号中的随机噪声成分<sup>[13]</sup>,得到故障信号中的周期故障特征信息<sup>[14]</sup>,进而提取故障信息中相对纯净的故障信号分量<sup>[15,16]</sup>.SVD 降噪是对一维时间序列信号进行 Takens 相空间重构,根据噪声与信号的能量可分性对重构后

的 Hankel 矩阵进行奇异值分解,实现噪声与信号的分离,进而实现降噪的目的.假设采样的含有噪声的单向阀离散时间序列故障信号为  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ ,基于 Hankel 矩阵相空间重构理论,可将上述信号构造成  $m \times n$  阶 Hankel 矩阵

$$\mathbf{H}_{m \times n} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{n+1} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_m & x_{m+1} & \cdots & x_k \end{bmatrix} \quad (1)$$

上述矩阵  $\mathbf{H}_{m \times n}$  为  $m \times n$  阶矩阵,且  $k = m + n - 1$ ,且  $n \geq m$ .对上述  $m \times n$  阶 Hankel 矩阵进行奇异值分解,可以得到

$$\mathbf{H}_{m \times n} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T \quad (2)$$

其中  $\mathbf{U}$  是满足  $\mathbf{U} \times \mathbf{U}^T = \mathbf{E}$  的  $m \times m$  阶正交矩阵; $\mathbf{V}$  是满足  $\mathbf{V} \times \mathbf{V}^T = \mathbf{E}$  的  $n \times n$  阶正交矩阵;而  $\mathbf{\Sigma}$  是  $m \times n$  阶矩阵.

$$\mathbf{\Sigma} = \begin{bmatrix} \mathbf{\Lambda} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_l)$ ,  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_l$ ,且  $l$  为 Hankel 矩阵的秩.

含有噪声的信号经过 SVD 分解的过程为:首先,储备对角矩阵的前  $r$  ( $r < l$ ) 个有效奇异值,然后把剩余的奇异值设置为 0. 通过使用 SVD 的逆过程得到一个新的矩阵,解决对当前奇异值选取方法容易失去突变的故障特征,同时也无法固定和有效的选择奇异值的数量对原始信号进行重构的问题.本文首先通过公式(1)到(3)得到原始故障信号  $X$  的奇异值分布  $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k)$ ,接着只保留一个奇异值  $\lambda_i$  剩余的奇异值全都设置为 0,从而得到方程(4)和(5).

$$\mathbf{\Lambda}'_i = \begin{bmatrix} \mathbf{Y}'_i & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \mathbf{Y}'_i = \text{diag}(0, \dots, \lambda_i, \dots, 0) \quad (4)$$

$$\mathbf{H}'_i = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}'_i\mathbf{V}^T \quad (5)$$

通过公式(5)计算得出新的 Hankel 矩阵  $\mathbf{H}'_i$ . 原始故障信号通过方程(1)得到很多重构的信号  $X_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ),因此得到  $N$  个与每一个奇异值相对应的重构信号.

#### 2.1.2 相关系数 SVD (CCSVD)

目前的研究中,奇异值分解的参数选择,大多参考已有成果<sup>[17]</sup>选取重构维数为  $q = 20$ ,有效降噪阶次为  $r = 10$ ,延迟步长为  $p = 1$ ,但参数的人为选取导致了一些有用的信号分量被无辜剔除.针对此问题,本文将相关系数法引入到奇异值分解中,以最优确定降阶次数、延迟步长和重构维数等参数.

相关系数<sup>[18]</sup>是指两个不同信号的相似程度,如果两个不同的信号相似度较大则这两个信号的相关系数

就比较大,因此相关系数用来确定两个信号之间的关联程度.假设对原信号  $X$  进行奇异值分解,得到一系列分量信号  $m_1, m_2 \cdots m_n$ , 计算其自相关函数序列绝对值以确定模拟故障信号指数  $r(p)$ , 计算公式如(6)所示:

$$r(p) = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} m_i m_{i+p}}{n}, p=0, 1, 2 \cdots n \quad (6)$$

式中  $m_i$  与  $m_{i+p}$  分别为原始信号  $X$  经过奇异值分解后  $m_1, m_2 \cdots m_n$  这一系列分量信号中的两个分量.利用自相关函数序列绝对值对奇异值分解后得到的 Hankel 矩阵进行关联性判断,进而自适应的确定其延迟步长的大小.

而文献[4]指出用自相关函数序列的绝对值确定模拟故障信号指数  $r(p)$ , 来反映 Hankel 矩阵相邻两行向量之间的互相关.在  $r(p) < 0.1$  时分量信号之间的互相关性达到最好的状态.由于原信号经奇异值分解在不同的延迟步长影响下会产生较多的奇异值,所以选取  $r(p) < 0.1$  时的奇异值分量作为最优构造奇异值分解的分量信号,对应的延迟步长为 1.

因此利用自相关函数序列绝对值大小确定的测量指标模拟故障指数  $r(p)$  的应用可以最优判定奇异值分解的延迟步长选取和有效奇异值个数,而由于奇异值分解的分量信号和有效奇异值一一对应的关系利用归一化相关系数差谱算法可以筛选出最优的分量信号.相关系数的应用解决了由参数选取对奇异值分解过程造成的影响.

## 2.2 随机共振原理

随机共振原理是将输入信号和噪声同时输入到非线性系统中,在非线性的作用下产生共振现象,将部分噪声能量转移到有用信号上使信号的信噪比增加,达到检测微弱故障信号的目的.经典随机共振模型包含输入信号、非线性系统、噪声三个要素,且三者关系如图 1 所示.

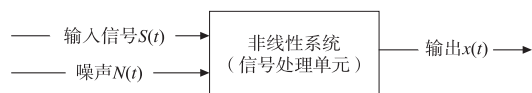


图1 随机共振模型

其中,非线性双稳态随机共振系统势函数为  $U(X) = -\frac{1}{2}ax^2 + \frac{1}{4}bx^4$  ( $a, b$  为非线性双稳态系统结构参数,两者均为大于零的实数),输入信号为单频正弦信号  $S(t) = A\cos(2\pi f_0 t)$ ,噪声为高斯白噪声  $N(t) = \sqrt{2D}w(t)$ ,  $D$  是噪声强度,  $w(t)$  是均值为零、单位方差的白噪声.受到噪声  $N(t)$  和外部周期驱动力  $A\cos\omega_0 t$  作用的双稳态系统可以由郎之万方程表述为:

$$dx/dt = -U'(X) + S(t) + N(t) \quad (7)$$

其中高斯白噪声  $N(t)$  满足:

$$E[N(t)] = 0, E[N(t)N(t-\tau)] = 2D\delta(t) \quad (8)$$

其中  $\delta(t)$  为冲击函数.其势垒高度为  $\Delta U = a^2/4b$ ,当输入的信号微弱时,由于微弱信号无法诱导粒子跃过势垒高度只在阱内跃迁,从而进行阱内振荡;而当微弱信号中增加了噪声时,系统会将一部分噪声能量转移到微弱信号上,进而使微弱信号能量增强,此时信号在两个稳态中发生跃迁运动,达到共振效果.

### 2.2.1 随机共振参数选择

双稳随机共振系统的参数  $a, b$  对系统能否产生最佳共振现象起着至关重要的作用,由于人为选择参数的不准确性,故本文用蚁群算法对系统参数  $a, b$  进行优化,并且以  $SNR^{[19]}$  作为蚁群算法的适应度函数,表征随机共振系统对有效信号的提纯能力.  $SNR$  适应度函数为:

$$SNR = 10\lg \frac{S}{N} = 10\lg \frac{2|X(t_0)|}{\sum_{t=0}^{T-1} |X(t)|^2 - 2|X(t_0)|^2} \quad (9)$$

其中  $X(t)$  是信号的离散傅里叶变换,  $S$  是信号的有效功率,  $N$  为噪声的有效功率.在小参数条件下  $SNR$  可以近似的看作:

$$SNR = \frac{\sqrt{2}(Aa)^2 e^{(-a^2/4bD)}}{(2D)^2 b} \quad (10)$$

式中  $A$  为信号幅值、 $D$  为噪声强度、 $a$  和  $b$  分别为系统参数.寻优具体步骤如下:

(1) 首先初始化蚁群算法和选择相应的随机共振系统评价函数.将蚂蚁放置在随机划分的网格节点处,每一个参数对应一个节点.

(2) 由各个节点的信息浓度的大小来随机的选择节点目标,确定初步优化的系统参数.

(3) 根据评价函数更新信息素浓度,并判断当前蚂蚁节点是否收敛,若收敛,则选出信息素浓度最大的节点,否则重复步骤(2).

(4) 在信息素浓度最大的节点处缩小区间范围然后重复(3),直至满足精度要求,得到随机共振的最优参数.

奇异值分解具有良好的不变性和稳定性,将输入信号进行奇异值分解,原始振动信号的特征信息都会隐藏在分解得到的分量信号之中.故障采集信号等于所有使用奇异值分解之后分量信号的线性相加,而每一个分量信号与故障采集信号之间都表现出一定的相关性,故利用相关系数法就可以筛选出与原信号特性最为接近的分量信号,提取到有用的分量信号.自相关系数的应用有效解决了传统 SVD 分解过程因延迟步长导致重构维数选择困难的问题;互相关系数的应用解决了分解过程中有效奇异值个数的选择问题.相关系

数的应用使得 SVD 分解之后可以自适应的得到有效目标分量信号, 再将得到的分量信号通过双稳系统处理, 完成故障特征提取. 该方法流程图如图 2 所示.

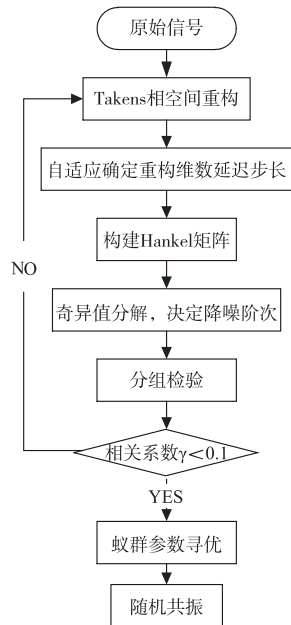


图2 相关系数SVD增强随机共振的单向阀故障诊断流程图

### 3 仿真分析

在实际工况中, 振动信号都掺杂着大量的噪声. 由于随机共振在强噪声背景下失灵的缺陷, 故为验证本文所提方法的有效性, 首先模拟实际工程中的含有强噪声的仿真信号进行仿真分析. 本次实验选取的仿真信号的参数为  $A = 0.2, f_0 = 0.01\text{Hz}$ , 其中噪声强度  $D$  为 10, 采样频率为 5Hz, 采样点数 5000 点. 将此仿真信号直接加入到双稳系统中, 其参数  $a, b$  分别为  $a = b = 1$ . 结果如图 3 所示.

在图 3(c) 中可以清晰地看出仿真信号达到了良好的共振效果, 因此随机共振的谱能量调配能力也真正

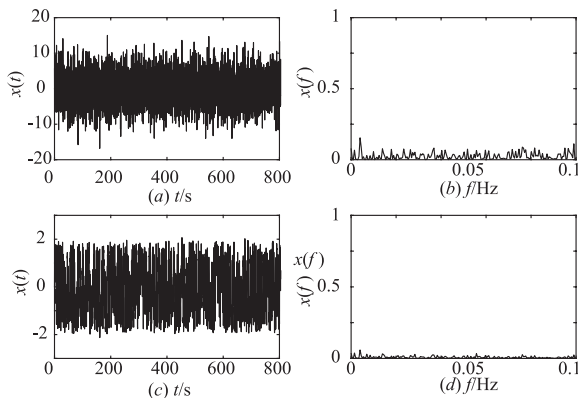


图3 (a)和(b)分别是输入信号时域、频域图, (c)和(d)双稳系统输出时域、频域图

的发挥出来; 对比图 3(b) 和图 (d), 随机共振虽然可以将一部分噪声能量转移到故障信号上, 但是由于噪声的强度过大, 显然随机共振的能力表现不足. 因此选择先将仿真信号通过 CCSVD 系统降噪.

图 4 为仿真信号的时域波形图、频谱图和包络谱图. 在图 4(b) 和 (c) 中可以看出其特征频率完全被淹没 在噪声之中, 因此继续将仿真信号通过奇异值分解得到 20 个信号分量. 图 5 即为奇异值分解的 20 个信号分量的模拟故障信号指数  $r(p)$  图.

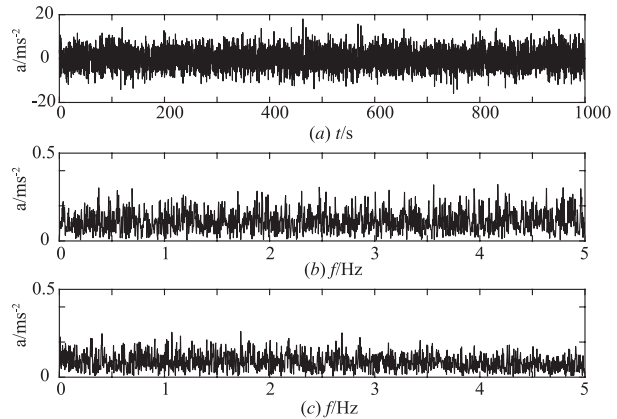


图4 仿真信号(a)时域波形图、(b)频谱图、(c)包络谱图

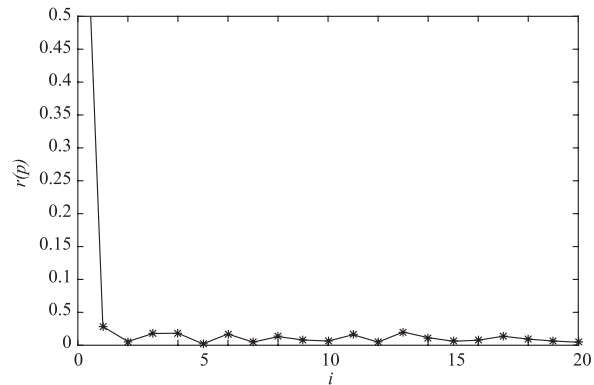
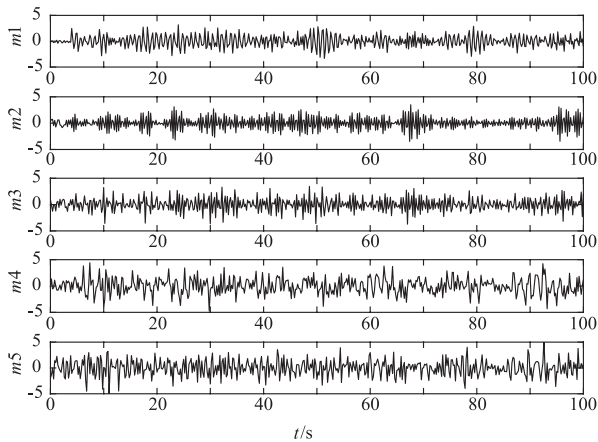
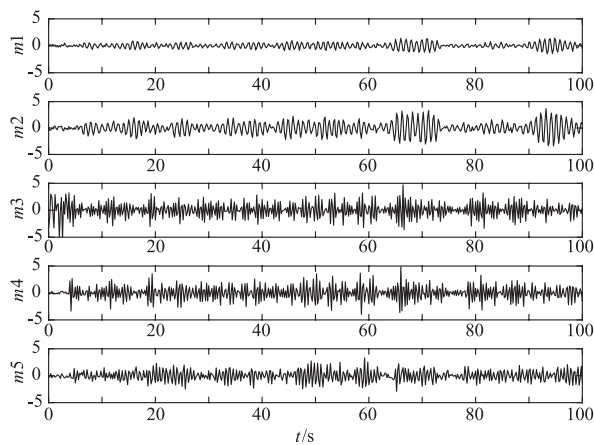


图5 20个信号分量的模拟故障指数 $r(p)$ 图

根据文献[4]研究成果, 应选择模拟故障指数  $r(p) < 0.1$  的分量信号才能达到 SVD 新建 Hankel 矩阵的关联度, 进而减少冗余分量信号对新建 Hankel 矩阵的影响. 图 5 中可以看出分解的 20 个分量信号时指数  $r(p)$  均在 0.1 以下, 此时对应的奇异值分解最优延迟步长为 1. 将原信号按照传统方式的参数选择分别对延迟步长为 1 和 2 时分解的分量信号进行对比, 再次判定选择的延迟步长的有效性. 如图 6 和 7 所示.

将由相关系数确定的重构信号继续分解得到图 6 和图 7, 分别为延迟步长为 1 和 2 时的仿真信号分量. 在图 6 中, 可以看出  $m_1, m_2$  分量信号在整个采集时刻中保留了弱脉冲特征, 而分量信号  $m_3$  在一定程度上具有

图6 延迟步长 $p=1$ 时SVD分解的 $m_1, m_2, \dots, m_5$ 分量信号图7 延迟步长 $p=2$ 时SVD分解的 $m_1, m_2, \dots, m_5$ 分量信号

调制信息,分量信号  $m_4$ 、 $m_5$  保留了强脉冲特征. 由图 7 可以看出  $m_3$ 、 $m_4$ 、 $m_5$  分量信号中的强脉冲特征,而分量信号  $m_2$  在一定程度上具有调制信息,但是表征并不是太明显. 因此再次证实最优延迟步长为 1,故选择此时的分量信号通过双稳系统处理. 且从图 6 和图 7 中可以看出原始信号的能量主要集中在最初的几个分量信号中,故最初的几个分量信号反映了主要的原始信号的特征,但是根据 SVD 分解后的 Hankel 矩阵也需要创建一个合适的长度,因此引入归一化相关系数和差谱作为衡量新建 Hankel 矩阵的关联程度的标准. 故 20 个分量信号的归一化相关系数和差谱如图 8 所示.

图 8 中,由 20 个分量信号的归一化相关系数和差谱图可以看出 7、12、19 这三个信号分量归一化相关系数达到最小值,故这三个信号分量包含了原信号的最大特征;而 7、12、16、18 的差谱值达到最大值,综上所述,由相关系数的特性及其差谱图可知第 7 个分量信号满足相关系数的特点,但第 7 个分量信号依然存在着噪声. 由于随机共振的特有的利用噪声能量增强信号信噪比的特性,故将第 7 个分量信号输入到双稳系统中,

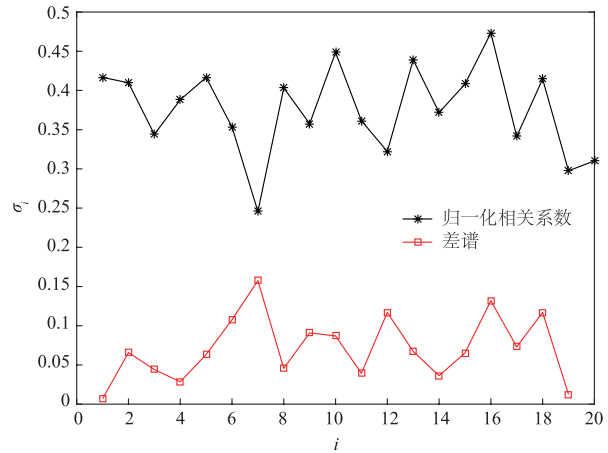


图8 20个信号分量的归一化相关系数和差谱图

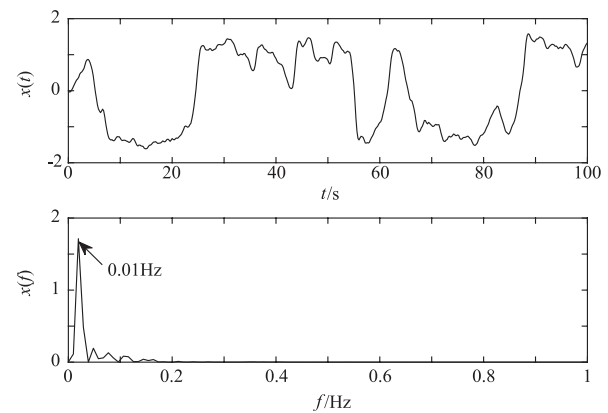


图9 分量信号4经过双稳系统时域波形图和频谱图

如图 9 所示.

本文设定系统参数  $a$  的范围为  $[0, 10]$ ,  $b$  的范围为  $[0, 10]$ , 蚁群规模最大迭代次数设为 100, 蒸发系数设为 0.9, 对仿真信号进行 10 次寻优计算, 得到  $a = 0.4075$ ,  $b = 1.7550$ , 输出信号信噪比 22.4933. 将优化后的参数应用到双稳系统中, 如图 9 所示, 此时的分量信号能够达到良好的共振效果, 且随机共振将噪声能量转移到故障特征上的能力也表现出来. 在频谱图中可以清楚地看到仿真信号在 0.01Hz 的特征频率被明显放大, 有效提取出仿真信号的特征频率, 验证了本文方法的有效性.

## 4 工程应用

### 4.1 实验方法及单向阀机理分析

从云南大红山铁精矿管道输送高压隔膜泵运行状态统计数据看, 单向阀故障是最常见、最频繁发生的故障. 而粗颗粒卡阀故障导致的磨损击穿故障占据单向阀故障的 90% 以上. 图 10 所示为本文所涉及的固液两相流矿物管输送所用高压隔膜泵简图及故障单向阀实物图.

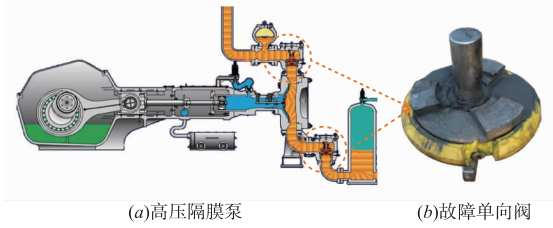


图10 高压隔膜泵及故障单向阀

本文实验采集的数据来源于云南大红山管道三号高压隔膜泵站. 由于单向阀均是进料阀和排料阀成对匹配工作, 因此随机选择某组进、排料单向阀振动数据进行信号采集. 表 1 为实验采集信号所用器件及型号.

表 1 信号采集器件型号

器件名称	型号
三缸曲轴驱动活塞式隔膜泵	TZPM
振动加速度传感器	PCB-ICP
加速度校准器	PCB-394C06
高精度 8 通道动态数据采集卡	PXIe-3342
控制器	PXI-3050EXT 2. 7HZ
工控机	PXI-9108EXT8 槽 PXI 机箱

单向阀为锥式结构, 由阀体、阀芯和弹簧组成, 单向阀的阀芯和弹簧可视为一个二阶振荡环节, 频率<sup>[20]</sup>计算公式如式(11)所示:

$$f_0 = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k}{m_s}} \quad (11)$$

式中  $k$  为弹簧刚度,  $m_s$  为阀芯弹簧系统的等效质量. 根据泵的柱塞运动情况, 将弹簧刚度设为:

$$k = 4\pi^2 (2f)^2 m_s \quad (12)$$

式中  $f$  为高压隔膜泵正常运行的频率. 故弹簧-阀芯系统的频率  $f_0 = 2f$ , 即  $1 \sim 1.034\text{Hz}$ . 当泵单向阀出现故障时, 其特征频率包含单向阀的频率及泵的固有频率和其倍频特征频率.

#### 4.2 实验及分析

本文所采用的数据为单向阀发生磨损击穿故障时运行状态的振动信号, 由于采样频率会对隔膜泵运行期间压力产生影响, 故将  $2560\text{Hz}$  设为本次实验采样频率, 采样数据取 10240 点, 且通过现场得知高压隔膜泵的正常运行时频率为  $0.5\text{Hz} \sim 0.517\text{Hz}$ .

取两组单向阀运行数据, 第一组为正常运行情况下的单向阀振动信号, 第二组为单向阀发生磨损击穿故障时的振动信号. 分别将两组信号通过基于相关系数的奇异值分解(CCSVD)系统如图 11 和图 12 所示.

对比图 11 和图 12 正常信号和故障信号的频谱图可以看出单向阀磨损击穿故障振动信号的故障特征信息主要集中在  $0.02\text{KHz}$  以内, 但是由于噪声强度过大

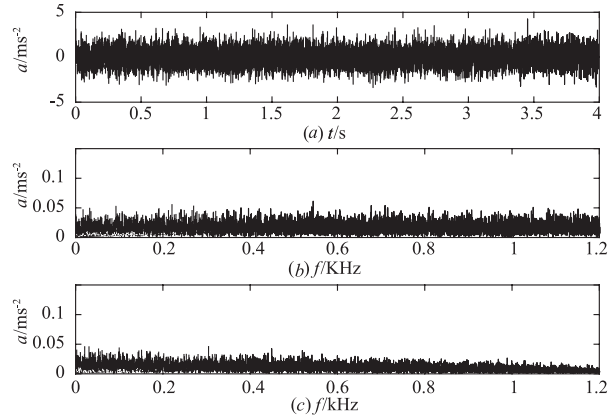


图11 正常信号(a)时域波形图、(b)频谱图、(c)包络谱图

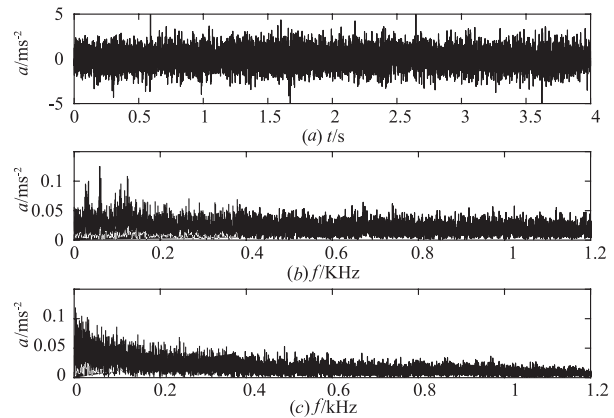


图12 故障信号(a)时域波形图、(b)频谱图、(c)包络谱图

的影响, 很难发现具体的故障特征信息. 将故障信号继续分解得到相应分解信号的自相关函数序列绝对值确定的故障信号指数  $r(p)$  图如图 13 所示.

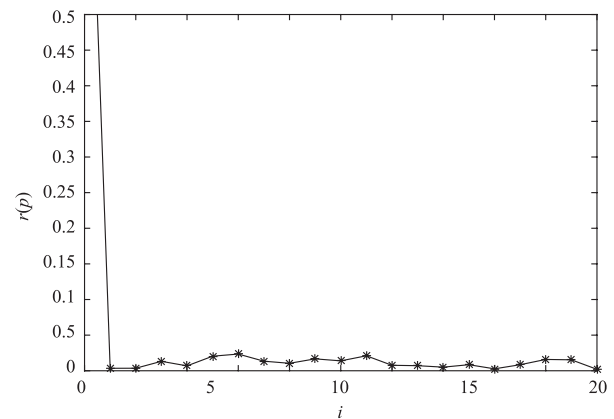


图13 20个信号分量的故障信号指数 $r(p)$ 图

在图 13 中 20 个分量信号的故障信号指数均小于 0.1, 因此判定 SVD 分解的最优延迟步长为 1 且选定有效奇异值个数为 20. 将 20 个最优奇异值代表的分量信号进行重构分别对延迟步长为 1 和 2 时继续分解得到图 14 和图 15.

将磨损击穿故障信号继续分解得到图 14 和图 15,

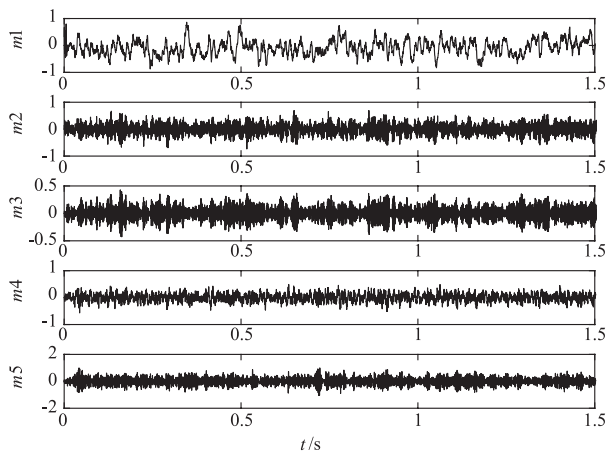
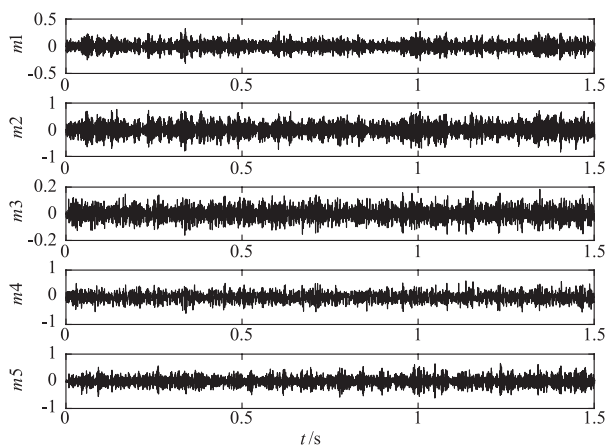


图14 正常信号(a)时域波形图、(b)频谱图、(c)包络谱图

图15 正延迟步长 $p=2$ 时SVD分解的 $m_1, m_2, \dots, m_5$ 分量信号

分别为延迟步长为1和2时的单向阀故障分量.在图14中,可以看出 $m_2, m_3, m_5$ 分量信号在整个采集时刻中保留了强脉冲特征,分量信号 $m_1$ 和 $m_4$ 保留了弱脉冲特征,而分量信号 $m_1$ 在一定程度上具有调制信息.由图15可以看出 $m_2, m_3, m_4, m_5$ 分量信号中的强脉冲特征,而分量信号 $m_1$ 虽然在一定程度上具有调制信息,但是依然被强噪声所淹没,表征并不明显.因此最优选取延迟步长为1时的分量信号通过双稳系统处理,以提取单向阀磨损击穿故障特征.且从图14和图15中可以看出故障信号的能量主要集中在最初的几个分量信号中,故最初的几个分量信号反映了主要的原始信号的故障特征.但是为寻找创建Hankel矩阵合适的长度,延迟步长为1时的奇异值分解的20个信号分量的归一化相关系数图及差谱图如图16所示.

在图16中20个分量信号的归一化相关系数和差谱分布图可以看出归一化相关系数最低峰分别是第7、13、20三个故障特征分量,而差谱图对应的最高峰则是第7、12、15三个故障特征分量,经过分析分量信号的归一化系数及差分谱图可知第7个信号分量最大程度的

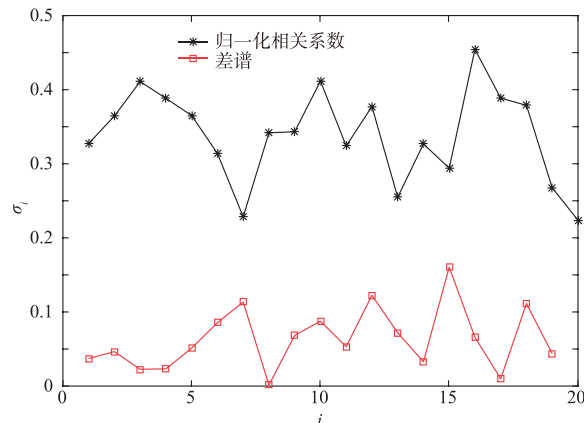


图16 20个信号分量的归一化相关系数和差谱图

保留了原始信号的故障特征,故其他信号分量就因此被舍去.

将第7个分量信号通过希尔伯特包络谱如图17所示,第7个分量信号在经过希尔伯特包络谱时能够看出单向阀在0~200Hz以内存在故障特征,但很难判定具体的故障特征频率,因此对单向阀的运行状态也很难做出准确的判断.

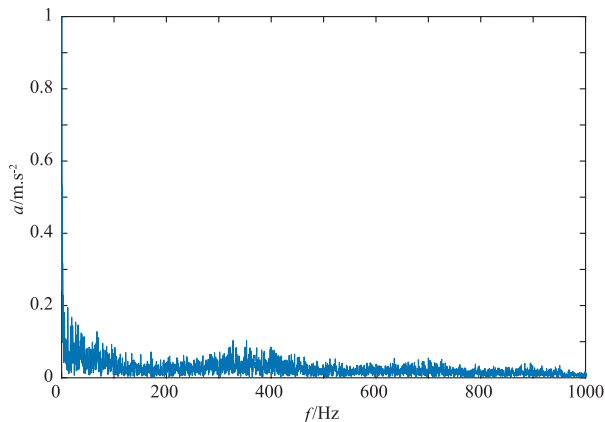


图17 分量信号7的频谱图

故再将第7个分量信号加入到与仿真实验相同参数的蚁群优化双稳系统中,适当改变参数 $a, b$ 的寻优范围,得到满足单向阀故障振动信号共振效果的参数 $a = 10.7880; b = 7.4120$ ,第7个信号分量的双稳响应时域波形图和频谱图如图18所示.

在图18中可以看出第7个分量信号达到良好的共振效果,导致随机共振特有的谱能量调配能力将一部分噪声能量传递到故障特征上,使故障特征的能量增强.故在频谱图中可以获得的单向阀正常频率1~1.034Hz范围的接近频率1.041Hz.同时也得到了4.163Hz和其他多倍频成分较强的突变特征,此时这些频率特征成为信号的主导频率,这就表明单向阀必定发生了故障,所以当上述频率特征出现时应该对单向阀运行状态密切关注,及时有效的判断出单向阀磨损

击穿故障. 故本文方法对提取单向阀故障特征信息有明显的效果.

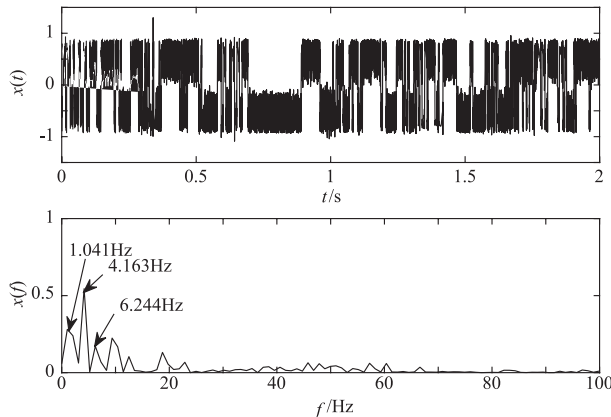


图18 分量信号7经过双稳系统时域波形和频谱图

## 5 结束语

本文提出相关系数 SVD 增强随机共振的单向阀故障诊断方法, 能够满足在实际工况中强噪声背景下对单向阀的振动信号故障特征进行提取. 并有以下优点:

(1) 相关系数的应用有效的避免了奇异值分解过程中由延迟步长、重构维数和奇异值个数选取的不确定性, 且可以准确的选取目标分量信号.

(2) 对强噪声背景下的单向阀振动信号进行降噪处理后, 选取的目标分量经过双稳系统后能够达到良好的共振效果, 且可以清晰的得到单向阀故障特征, 有效的提取出其故障特征频率.

由于单向阀的研究国内外并不是太多, 且随机共振应用在单向阀故障诊断上的更是很少, 因此将随机共振作为强噪声背景下单向阀故障特征提取的一种算法其参数及势阱判定还有待于大量的实验数据的积累与归纳.

## 参考文献

- [1] Zhigljavsky A. Singular spectrum analysis for time series [J]. *Geophysical Research Letters*, 2001, 28 (16): 1499 - 1512.
- [2] Colominas M A, Schlotthauer G, Torres M E. Improved complete ensemble EMD: A suitable tool for biomedical signal processing [J]. *Biomedical Signal Processing & Control*, 2014, 14 (1): 19 - 29.
- [3] Smith J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data [J]. *Journal of the Royal Society Interface*, 2005, 2 (5): 443 - 454.
- [4] Qiao Z, Pan Z. SVD principle analysis and fault diagnosis for bearings based on the correlation coefficient [J]. *Measurement Science & Technology*, 2015, 26 (8): 15 - 30.
- [5] Benzi R, Sutera A, Vulpiani A. The mechanism of stochastic resonance [J]. *Phys A*, 1981, 14 (11): 453 - 457
- [6] Benzi R, Parisi G, Sutera A, et al. Stochastic resonance in climatic change [J]. *Tellus*, 1982, 34 (1): 10 - 16.
- [7] Qiao Z, Lei Y, Lin J, et al. Stochastic resonance subject to multiplicative and additive noise: The influence of potential asymmetries [J]. *Physical Review E*, 2016, 94 (5 - 1): 052214.
- [8] 叶青华, 黄海宁, 张春华. 用于微弱信号检测的随机共振系统设计 [J]. *电子学报*, 2009, 37 (1): 216 - 220.  
Ye Qinghua, Huang Haining, Zhang Chunhua. Design of stochastic resonance system for weak signal detection [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37 (1): 216 - 220. (in Chinese)
- [9] 孔德阳, 彭华, 马金全. 基于人工鱼群算法的自适应随机共振方法研究 [J]. *电子学报*, 2017, 45 (8): 1864 - 1872.  
Kong Deyang, Peng Hua, Ma Jin Quan. Adaptive stochastic resonance method based on artificial fish swarm algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45 (8): 1864 - 1872. (in Chinese)
- [10] 郑安总, 冷永刚, 范胜波. 基于奇异值分解的随机共振特征提取研究 [J]. *物理学报*, 2012, 61 (21): 210503 (1) - 210503 (7).  
Zheng Anzong, Leng Yonggang, Fan Shengbo. Research on the feature extraction of random resonance based on singular value decomposition (SVD) [J]. *Physics Journal*, 2012, 21 (16), 210503 (1) - 210503 (7). (in Chinese)
- [11] Pan Z, Qiao Z. Feature extraction based on improved SVD de-noising and spectral kurtosis in early fault diagnosis of rolling element bearings [A]. *International Symposium on Test Automation and Instrumentation Istai [C]*. 2014. 146 - 156.
- [12] 赵学智, 叶邦彦. 非零奇异值和频率的关系及其在信号分解中的应用 [J]. *电子学报*, 2017, 45 (8): 2008 - 2018.  
Zhao Xue zhi, Ye Bangyan. Application of non-zero singular values and frequency in the signal decomposition [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45 (8): 2008 - 2018. (in Chinese)
- [13] 王录涛, 吴锡, 金钢, 邹见效. 一种基于奇异值谱加权的超声彩色多普勒成像杂波抑制算法 [J]. *电子学报*, 2016, 44 (6): 1294 - 1299.  
Wang Lutao, Wu Xi, Jin Gang, Zou Jianxiao. A clutter suppression algorithm for ultrasonic color Doppler imaging based on spectral weighting of singular values [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44 (6): 1294 - 1299. (in Chinese)
- [14] 赵学智, 叶邦彦. SVD 和小波变换的信号处理效果相似性及其机理分析 [J]. *电子学报*, 2008 (08): 1582 - 1589.  
Zhao Xue Zhi, Ye Bang Yan. The similarity of signal pro-

- cessing effect between SVD and wavelet transform and its mechanism analysis [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 8 (8): 1582 – 1583. (in Chinese)
- [15] Wang C, Liu J, Min W, et al. A novel sparse penalty for singular value decomposition [J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2017, 26(2): 306 – 312.
- [16] 钱征文, 程礼, 李应红. 利用奇异值分解的信号降噪方法 [J]. *振动、测试与诊断*, 2011, 31(4): 459 – 463.  
Qian Z W, Cheng L, Li Y H. Noise reduction method using singular value decomposition [J]. *Vibration, Test and Diagnosis*, 2011, 31(4): 459 – 463. (in Chinese)
- [17] 刘惟信. 汽车设计 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2001: 350 – 379.  
Liu Weixin. *Automobile Design* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001: 350 – 379. (in Chinese)
- [18] 罗柏文, 王戈, 沈彩耀, 胡赞鹏. 基于特征值分解的随机分布传感器信号合成增强 [J]. *电子学报*, 2015, 43(4): 806 – 809.  
Luo Baiwen, Wang Ge, Shen Caiyao, Hu Yunpeng. Synthesis of random distributed sensor signals based on eigenvalue decomposition, enhanced [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(4): 806 – 809. (in Chinese)
- [19] Shi P, Ding X, Han D. Study on multi-frequency weak signal detection method based on stochastic resonance tuning by multiscale noise [J]. *Measurement*, 2014, 47(1): 540 – 546.
- [20] 李阳, 焦宗夏, 吴帅. 应用单向阀配流的高频往复泵的流量特性分析及优化设计 [J]. *机械工程学报*, 2013, 49(14): 154 – 163.  
Li Yang, Jiao Zongxia, Wu Shuai. Flow characteristics analysis and optimization design of high frequency reciprocation pump applying check valve to rectification [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(14): 154 – 163. (in Chinese)

#### 作者简介



**张丹威** 男, 1992 年生, 河南商丘人, 2015 年毕业于郑州大学电力系统及其自动化专业, 2016 年就读于昆明理工大学信息工程与自动化学院控制工程专业, 现为硕士研究生, 研究方向为信号处理、故障诊断。  
E-mail: 1263469369@ qq. com



**王晓东 (通信作者)** 男, 1963 年生, 云南昆明人, 教授、博士生导师。1984 年、1994 年、2008 年分别在昆明工学院、昆明理工大学获工学学士、工学硕士、工学博士学位。现为昆明理工大学冶金控制工程博士学位点导师, 主要从事信号处理、故障诊断研究。  
E-mail: 1377403525@ qq. com