

# 混合信号振声源分离与多机组故障诊断\*

周 勃<sup>1,2</sup>, 陈长征<sup>2</sup>, 赵新光<sup>2</sup>, 谷艳玲<sup>2</sup>

(1. 沈阳工业大学建筑工程学院 沈阳, 110870) (2. 辽宁省振动噪声控制工程技术研究中心 沈阳, 110870)

**摘要** 针对机房设备混合信号难以提取有用信息,提出了多参数的振声诊断方法。应用最小互信息梯度下降的盲分离算法,通过展开边缘熵和修正四阶累积量估计值的方法改善算法性能,在故障源数量未知且可能大于传感器数量的情况下,根据信息源之间的独立性测度关系依次提取最显著的特征值。仿真结果证明,改进算法估计误差减小且算法可靠。在诊断实例中,首先,分离机房内的混合噪声信号以确定主要故障来源;然后,采集故障源的振动信号进行非线性盲分离,提取热泵机组压缩机不对中、齿轮啮合不良和碰磨的故障特征;最后,根据分离的振源信号特征识别故障类型,建立基于盲源分离算法的大空间设备群的振声诊断方法。

**关键词** 信号处理; 故障诊断; 振动源; 声源; 盲源分离; 设备机房  
**中图分类号** TH113.1

## 引 言

大多数情况下,不同类型的机组经常集中安装在同一空间内,设备群振动噪声信号互相干扰混合,仅对单机组进行故障识别和诊断难以得到准确的诊断结果。在设备复杂化、规模化的趋势下,故障诊断朝着多机组、实时化方向发展<sup>[1]</sup>。由于状态监测过程中采集的信号都是多振动源发出的,在故障源数量未知情况下,提纯有用故障源特征信号已成为故障诊断技术的关键<sup>[2-4]</sup>。

笔者提出了一种将混合信号分离、根据恢复的源信号识别多机组故障的诊断方法。基于高阶累积量的盲分离模型,改进多源盲提取算法,采集设备机房的声信号和振动信号,通过寻找故障的振动源和噪声源达到对多机组进行状态监测和故障识别的目的。

## 1 盲源分离模型

在无噪声的条件下,多源信号非线性混合过程可以归结为

$$\mathbf{x}(t) = f(\mathbf{s}(t)) \quad (1)$$

其中: $\mathbf{s}(t) = \{s_1(t), s_1(t), \dots, s_m(t)\}^T$  为  $m$  个独立源信号; $\mathbf{x}(t) = \{x_1(t), x_1(t), \dots, x_n(t)\}^T$  为  $n$  个观测信号,它是非线性混和模型的输出矢量。

盲源分离的目标就是通过观测信号  $\mathbf{x}(t)$  来寻求一个合适的非线性函数  $g(\cdot)$ ,使得通过它恢复源信号  $\mathbf{s}(t)$ <sup>[5-6]</sup>,即

$$\mathbf{y}(t) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_m(t)] = g(\mathbf{x}(t)) \quad (2)$$

其中: $\mathbf{y}(t)$ 为  $\mathbf{s}(t)$ 的估计矢量。

例如,两层感知器的盲信号分离模型混和的情况要求  $f(\cdot)$  为可逆的,即  $f(\cdot)^{-1} = g(\cdot)$ ,且  $\mathbf{W}_1 = \mathbf{A}^{-1}$  时,分离系统的模型输出为

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}_1 \mathbf{g}(\mathbf{W}_2 \mathbf{x} + \theta_0) = f^{-1}(\mathbf{x}) = \mathbf{s}(t) \quad (3)$$

其中: $\mathbf{g}(u)$  为 sigmoid 函数, $\mathbf{g}(u)$  作为一个标量函数作用于矢量  $\mathbf{u}$  的每个分量,即  $\mathbf{g}(u) = \{g(u_1), g(u_2), \dots, g(u_n)\}^T$ ;  $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2$  和  $\mathbf{A}$  都为非奇异矩阵,都是可逆的。

在含噪条件下,盲分离可直接利用接收到的未知混合信号在无先验知识情况下从观测数据中恢复源信号,常作为一种信噪分离方法<sup>[7]</sup>。如图 1 所示,  $\mathbf{X}(k)$  为含噪的传感器观测信号矢量,  $\mathbf{S}(k)$  为源信号矢量,  $\mathbf{v}(k)$  为噪声矢量,  $\mathbf{A}$  为未知混合矩阵,输出

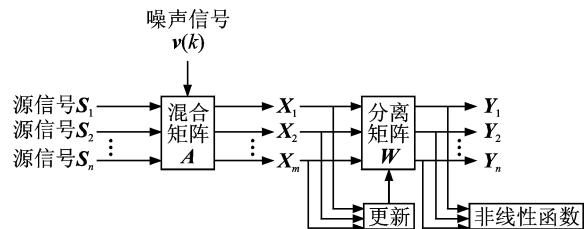


图 1 含噪信号的混合和分离模型

\* 国家自然科学基金资助项目(编号:50975180,51005159);辽宁省教育厅基金资助项目(编号:L2010401)  
收稿日期:2011-02-24;修改稿收到日期:2011-04-20

$Y(k)$ 为  $S(k)$ 的估计矢量。

与线性混和的情况相比,非线性混合仅仅通过对源信号独立的约束条件是不足以求惟一解的。因为任意具有连续分布的随机变量通常都是相互独立的,如果不约束非线性混合函数,就不能保证输出的确定性。对于机械振动或噪声信号,输出的不确定性可由已知信号特征加以弥补,分离顺序的混乱和幅值比例的改变不会影响诊断结果,而提取特征信号的波形最为重要,所以这里提出的非线性分离模型考虑不确定性因素的影响。

## 2 混叠信号的盲分离仿真

非线性盲信号分离方法主要包括最大熵法和最小互信息法<sup>[8]</sup>。当混和模型为线性时,最大熵法与最小互信息是等价的。当混和模型为非线性时,这两种算法性能上有较大的差异。基于最小互信息的盲分离算法可用较少的传感器分离多个信号源,适合于多设备且故障数量未知的实际情况。根据信息论中互信息的定义,得到用分离参数表示的互信息为

$$I(\mathbf{y}, \mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \theta) = \sum_{i=1}^n H(y_i) - H(\mathbf{y}) = -H(\mathbf{v}) - \log |\mathbf{W}_1| + \sum_{i=1}^n H(y_i) \quad (4)$$

式(4)输出信号的概率密度函数属于未知量,很难计算边缘熵  $H(y_i)$ ,故无法得到互信息量的显式表达式。随着源个数的增加,该算法的计算量过大、难以收敛且稳定性不好<sup>[9]</sup>。特别是对于信噪比低而又混合源数量多的情况下,四阶累积量比二阶累积量的估计误差明显增大,因此寻找有效的估计方法对改善算法性能非常重要。

为了在故障源数量未知且可能大于传感器数量的情况下,根据信息源之间的独立性测度关系依次提取最显著的特征值,笔者在最小互信息梯度下降算法的基础上,利用源信号的随机特征改进其算法。

首先利用 Edgeworth 展开式来逼近  $y_i$  的概率密度。每个分量  $y_i$  的边缘熵可以用  $y_i$  及其三阶累积量  $\text{cum}_3(y_i^3)$ 和四阶累积量  $\text{cum}_4(y_i^4)$ <sup>[10]</sup>表示

$$H(y_i) \approx \frac{1}{2} \log(2\pi e) - \frac{1}{12} \text{cum}_3^2(y_i^3) - \frac{1}{48} \text{cum}_4^2(y_i^4) - \frac{1}{48} \text{cum}_3^4(y_i^3) + \frac{1}{8} \text{cum}_3^2(y_i^3) \text{cum}_4(y_i^4) \quad (5)$$

基于最小互信息的梯度下降算法,使其最小沿梯度的负方向

$$\frac{d\mathbf{W}}{dt} = -\eta \frac{\partial I(\mathbf{W})}{\partial \mathbf{W}} \quad (6)$$

其中:  $\mathbf{W}$  可以为  $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2$  和  $\theta$ ; 对于  $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2$ , 仍乘上一

个正定因子  $\mathbf{G} = \mathbf{W}^T \mathbf{W}$ 。

将式(4)和式(5)代入式(6)得到对于  $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2$  和  $\theta$  的改进算法

$$\begin{cases} \frac{d\mathbf{W}_1}{dt} = \eta(I - \tilde{\mathbf{y}}\mathbf{y}^T)\mathbf{W}_1 \\ \frac{d\mathbf{W}_2}{dt} = \eta(I - \phi(u)\mathbf{u}^T - D(u)\mathbf{W}_1^T \tilde{\mathbf{y}}\mathbf{u}^T)\mathbf{W}_2 \\ \frac{d\theta}{dt} = -\eta(\phi(u) + D(u)\mathbf{A}\mathbf{W}_1^T \tilde{\mathbf{y}}) \end{cases} \quad (7)$$

其中

$$\phi_2(u) = -\left[ \frac{g_1''(u_1 + \theta_1)}{g_1'(u_1 + \theta_1)}, \frac{g_2''(u_2 + \theta_2)}{g_2'(u_2 + \theta_2)}, \dots, \frac{g_n''(u_n + \theta_n)}{g_n'(u_n + \theta_n)} \right]^T \quad (8)$$

$$D(u) = \text{diag}(g_1'(u_1 + \theta_1), \dots, g_n'(u_n + \theta_n)) \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \tilde{y}_i = & \left[ \frac{1}{2} \text{cum}_3^2(y_i^3) - \frac{1}{6} \text{cum}_4(y_i^4) \right] y_i^3 + \\ & \left[ \frac{3}{4} \text{cum}_3(y_i^3) \text{cum}_4(y_i^4) - \frac{1}{2} \text{cum}_3^2(y_i^3) - \frac{7}{4} \text{cum}_3^3(y_i^3) \right] y_i^2 \end{aligned} \quad (10)$$

在自适应网络训练过程中,为了得到较为准确的分离效果,可通过修正系数减少高阶累积量估计误差的增大。这里对三阶累积量  $\text{cum}_3(y_i^3)$ 和四阶累积量  $\text{cum}_4(y_i^4)$ 作如下修正

$$\text{cum}_3(y_i^3(t+1)) = \text{cum}_3(y_i^3(t)) + \mu(t)(y_i^3(t) - \text{cum}_3(y_i^3(t))) \quad (11)$$

$$\text{cum}_4(y_i^4(t+1)) = \text{cum}_4(y_i^4(t)) + \mu(t)(y_i^4(t) - y_i^2(t)y_i^2(t-1) - \text{cum}_4(y_i^4(t))) \quad (12)$$

其中:  $\mu(t)$ 为修正系数。

对于非平稳信号,如果学习率  $\eta$  满足要求,在迭代过程中相关属性逐渐下降,输出结果趋于对角化,从而保证系统算法的收敛。考虑两个传感器的情况,源的个数为2,两个随机信号混合如图2所示,一个为源信号,另一个为噪声信号。混合矩阵为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0.5 \\ 0.5 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

运用性能函数式(14)判断收敛条件

$$\phi = \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i}^n (\text{cum}(y_i)^2) = \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i}^n (E(y_i^2) - E(y_j^2)) \quad (14)$$

为了验证改进算法性能,分别运用改进算法和未改进算法对图2信号进行分离降噪,恢复的源信号波形如图3所示。图3(a)中基于改进算法分离后的信号与已知源信号波形相同,性能函数值为3.5%。图3(b)中的信号降噪效果较差,性能函数值为11.2%,说明改进后的算法估计误差减小,算法可靠。

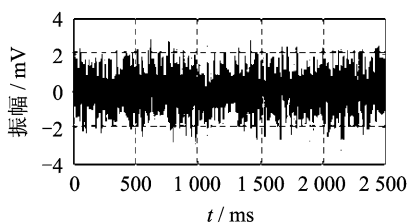
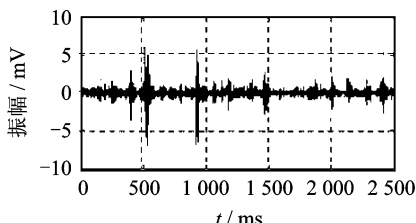
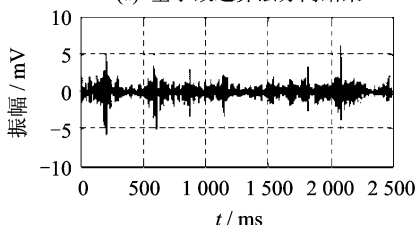


图 2 混合信号



(a) 基于改进算法分离结果



(b) 基于未改进算法分离结果

图 3 分离信号

### 3 振声诊断实例

#### 3.1 噪声测试

某地下一层设备机房,包括 2 台热泵机组、3 台循环水泵和各类管道,机组强烈的振动通过建筑物传递到楼上,整个建筑物受到振动和噪声的双重困扰。机房内的声源主要包括机械构件的摩擦噪声、流体的撞击噪声、一次声源经过多次反射形成的混响以及背景噪声等。为了确定机房的主要噪声源,布置噪声测点如图 4 所示,使用 B&K2250 噪声频谱分析仪距离热泵机组和水泵外边界的 1.0 m 处采集噪声数据,如表 1 所示。

由表 1 可知,噪声最大值在靠门侧的热泵机组(简称 1 号机组)附近,而另一台机组(简称 2 号机

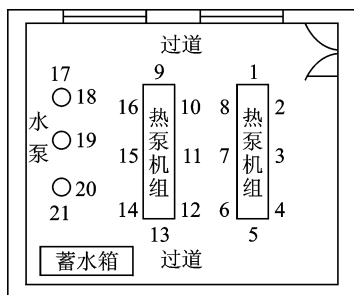


图 4 空调机房测点布置图

表 1 空调机房各测点噪声值 dB

测点	1	2	3	4	5	6	7
声压	80.0	93.2	92.8	87.0	84.0	85.0	88.3
测点	8	9	10	11	12	13	14
声压	89.0	87.1	88.6	87.9	84.2	80.1	85.7
测点	15	16	17	18	19	20	21
声压	87.0	89.1	81.4	85.3	82.6	82.0	81.5

组)噪声较小。由于测量的噪声频带范围非常宽,难以从众多设备中提取有效的故障特征,因此根据现场实际情况在 1 号机组附近的测点 2,3,8 采集混合声信号,如图 5~图 7 所示。

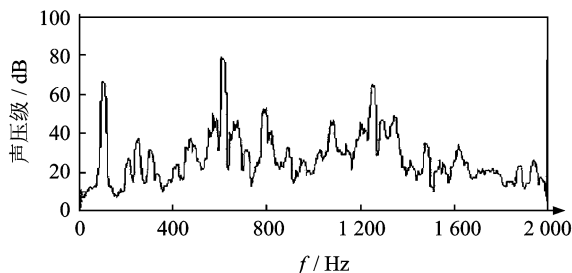


图 5 测点 2 的噪声频谱

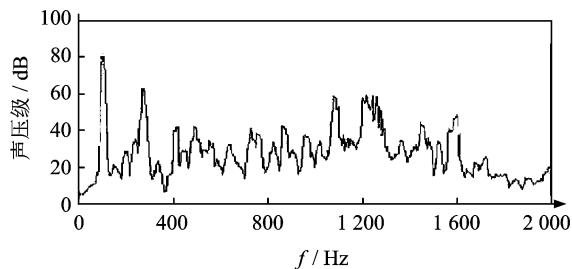


图 6 测点 3 的噪声频谱

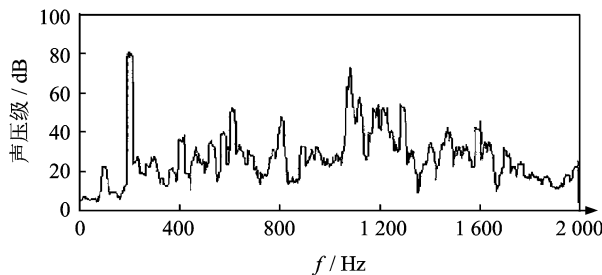


图 7 测点 8 的噪声频谱

#### 3.2 声源信号分离

如图 5~图 7 所示,测点 2 在中心频率为 100, 630,800 和 1 250 Hz 处的声压级较高。测点 3 在中心频率为 100,300,1 100 和 1 250 Hz 处的声压级较高。测点 8 在中心频率为 200,630,800 和 1 100 Hz 处的声压级较高,但噪声成分对应何种机组的故障特征仍难以明确。通过基于四阶累积量的非线性改进算法去除背景噪声并恢复的源声信号如图 8~图

10所示。

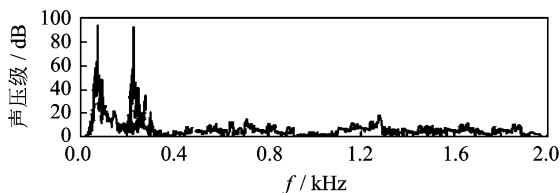


图8 盲分离后的噪声频谱 1

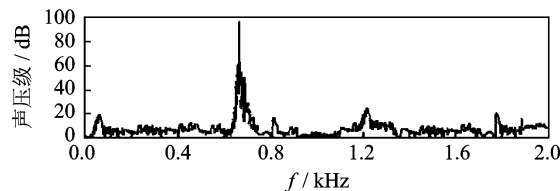


图9 盲分离后的噪声频谱 2

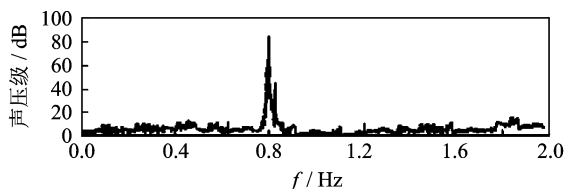


图10 盲分离后的噪声频谱 3

从图8可知,100 Hz,200 Hz处声压级较高,表明该机组具有低频噪声特征,分别为机组的2倍频和4倍频,这是压缩机异常旋转的征兆(热泵机组的螺杆压缩机转速为2.95 kr/min)。图9中在中心频率为630 Hz的峰值与水泵的涡流噪声频率吻合,说明混合声场中有水泵噪声。图10中800 Hz处的声压级峰值主要来源为电机的电磁噪声,声压幅值达到85 dB,这部分辐射声能说明电机属于正常运转。当降低热泵机组的电机转速后,用同样的方法分离混合声信号,发现分离结果在100 Hz,200 Hz处的峰值特征基本不变,因此可确定机房的主要噪声源为1号机组压缩机的旋转噪声。

### 3.3 振源分离与诊断结果

根据声信号分离结果判断,机房的主要故障来源为1号热泵机组的压缩机,为进一步分析热泵机组振动特征识别故障类型提供了依据。采用CSI2310振动频谱分析仪测量1号热泵机组各部件的轴向、垂直向和水平的振动频谱。从振值大小来看,最大值出现在压缩机的进、出口,测点3轴向振动速度达到18.1 mm/s。由于复杂系统的故障激振力未知,作用于速度传感器处的响应是多方向引起的,振动超标并不能确定故障的具体类型。在测点3的径向和轴向采集混合信号,如图11、图12所示。根据改进算法分离不同源信号,如图13~图15所示。图13中,在1倍频、2倍频、3倍频处出现峰

值,且在100 Hz出现最大值,说明压缩机部位转子存在角度不对中。图14中,从整个频谱来看,振值最大出现在4倍频(200 Hz),而其他的频率分量振动速度几乎可忽略不计,由于转子数为4,一个转动周期会碰磨4次,相当于1倍频大,说明齿轮轮加工制造装配造成的转子啮合不良。图15中,在150~250 Hz频率带中出现谐波,且在4倍频处有最大峰值,两边对称幅值递减,经测试发现机组在停机时的固有频率为203 Hz,而运行时的频谱在4倍频有峰值,说明机组运行时频率接近了固有频率,因而发生共振。

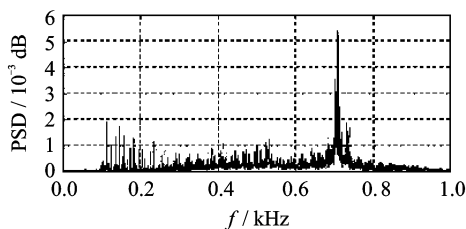


图11 测点3的径向混合信号

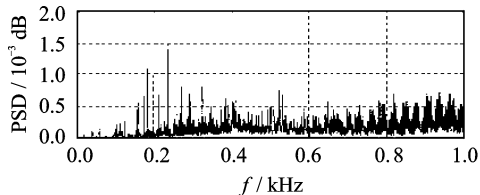


图12 测点3的轴向混合信号

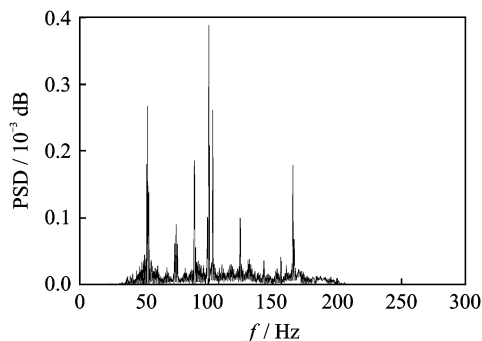


图13 分离信号 1

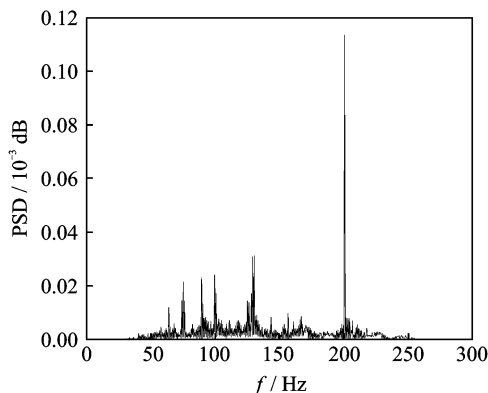


图14 分离信号 2

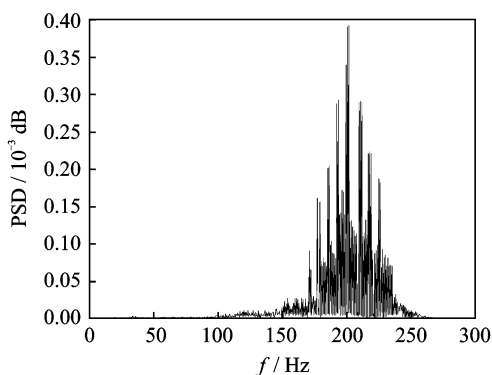


图15 分离信号3

综合分析认为,开启式螺杆机的电机和压缩机依靠联轴器连接,转子本身有轴承支承。机器在安装和运行过程中因多种原因可能引起转子不对中,由于制造水平限制造成的转子啮合不良故障引起机器振动,直至共振的发生。用激光对中仪调整同心度和水平度后工频幅值略有下降,最后对热泵机组进行整体加固。在排除了机组故障并采取减振措施之后,在相同测点处再次采集振动数据,机组振动值在允许范围之内运行情况良好。

## 4 结束语

基于最小互信息梯度下降算法,将边缘熵展开来逼近输出函数的概率密度,在故障源数量未知的条件下提取故障特征。通过修正高阶累积量的方法可减少估计误差对分离结果的影响,改善盲分离算法的性能,提高了计算精度。通过机房的噪声频谱盲分离结果确定主要的故障源,根据分离的振源信号特征识别故障类型,建立了大空间设备群的多诊断参数和多元信息的振声诊断方法。

### 参 考 文 献

[1] 周勃,陈长征,费朝阳. 基于改进 Bussgang 算法的多机组故障诊断仿真和试验[J]. 机械工程学报,2009,45(11):106-112.

Zhou Bo, Chen Changzheng, Fei Chaoyang. Simulation and experiment of multi-units fault diagnosis based on improved Bussgang algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(11):106-112. (in Chinese)

[2] 刘婷婷,任兴民. 独立分量分析在机械振动信号分离中的应用[J]. 振动、测试与诊断,2009,29(1):36-41.

Liu Tingting, Ren Xingmin. Application of indepen-

dent component analysis to vibration signal separation of rotational machine[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2009,29(1):36-41. (in Chinese)

[3] 张金玉,黄先祥,谢伟达. 机械信号处理的BSS算法及其比较研究[J]. 振动工程学报,2008,21(4):409-416.

Zhang Jinyu, Huang Xianxiang, Xie Weida. A comparison of several blind-source-separation algorithms for mechanical signal processing[J]. Journal of Vibration Engineering, 2008,21(4):409-416. (in Chinese)

[4] 苏中元,贾民平. 周期平稳信号盲源分离算法及其应用[J]. 机械工程学报,2007,43(10):144-149.

Su Zhongyuan, Jia Minping. Blind source separation algorithms and application for periodic stationary signals[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2007,43(10):144-149. (in Chinese)

[5] Boustany R. A subspace method for the blind extraction of a cyclostationary source: application to rolling element bearing diagnostics[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005,19:1245-1259.

[6] Roan M J, Erling J G, Sibul L H. A new non-linear adaptive blind source separation approach to gear tooth failure detection and analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007,16:719-740.

[7] Roan M J, Erling J G, Sibul L H. A new non-linear adaptive blind source separation approach to gear tooth failure detection and analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007,16:719-740.

[8] Massoud B Z, Christian J. A general approach for mutual information minimization and its application to blind source separation[J]. Signal Processing, 2005, 85:975-995.

[9] Ihm B C, Park D J. Blind separation of sources using higher-order cumulants[J]. Signal Processing, 1999, 73:267-276.

[10] Peled R, Braun S, Zacksenhouse M. A blind deconvolution separation of multiple sources, with application to bearing diagnostics[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005,19:1181-1195.



**第一作者简介:**周勃,女,1976年9月生,副教授。主要研究方向为机械设备故障诊断和振动噪声控制、风力机状态监测与诊断。曾发表《基于改进 Bussgang 算法的多机组故障诊断仿真和试验》(《机械工程学报》2009年第45卷第11期)等论文。

E-mail:liguodapple@sina.com