

转子振动信号的二阶非平稳源盲分离^{*}

李舜酩, 雷衍斌

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 江苏 南京 210016)

摘 要: 复杂的转子系统的多振动混叠信号分离是振动信号处理领域的一个难题。在介绍盲源分离基本原理的基础上, 首次选用了二阶非平稳源盲分离算法对带有较强噪声的实际转子系统的振动信号进行盲分离, 满意地分离出了各个振动源信号。采用 SONS算法得到的振动源频谱分析清晰地反映出了各个振动源的频谱特性, 且较好地抑制了噪声的影响。研究中提出的测量方法, 为实际复杂结构的振动源盲识别提供了支持。

关键词: 转子; 振动信号; 盲源分离⁺; 二阶非平稳源⁺

中图分类号: V231.92 文献标识码: A 文章编号: 1001-4055 (2008) 06-0747-06

Blind separation of rotor vibration signals by second order non-steady arithmetic

LI Shunming LEI Yanbin

(Coll. of Energy and Power Engineering Nanjing Univ. of Aeronautics and Astronautics Nanjing 210016 China)

Abstract The separation of multimixed vibration signal on complicated rotor system is a difficult problem in vibration signal process. After the basic principles of blind source separation is introduced, the second order non-steady arithmetic is first chosen for vibration signals separation on real rotor system. Usually this vibration signals have strong noise. The vibration source is separated successfully by the method. The spectrums of separated vibration sources obtained by SONS arithmetic can be clearly reflected in frequency domain. The noise is kept down better in the frequency domain. The measurement methods provides the support for vibration source blind identification of complex structure.

Key words Rotor Vibration signal; Blind source separation⁺; Second order non-steady source⁺

1 引 言

转子系统的振动特征是机械工程领域得到广泛重视的一个研究方向。相关的研究取得了若干成果, 并且一些成果得到广泛的应用。但是在以往的转子系统振动信号检测与分析中, 不管转子系统复杂与否, 往往直接地认为转子只有一个振动源, 然后分析转子的复杂振动特征^[1]。许多研究应用非线性理论方法, 得到了一些常规方法难以得到的结论^[2]。最近转子系统的振动信号盲源分离研究表明, 即使不复杂的转子系统在运转过程中也存在多个振动源^[3]。这在以往的转子系统分析方法中是无法做到的。

复杂的转子系统的多振动混叠信号分离一直是振动信号处理领域的一个难题, 有关现代信号处理方法对解决该问题仍存在明显的不足, 特别是在先验知识匮乏和混叠复杂的情况下很难对混叠信号进行有效的分离。小波分析虽然能把不同频段的信号分解开来, 但不能把混叠的各个振动源区分开来。像主成分分析、奇异值分解等只能得到不相关的信号, 对于分离混叠的独立信源显得无能为力。这样, 当转子某一个部位出现故障时, 故障源的振动特征不能独立地显示出来。盲源分离技术在机械振动源信号特征提取、设备故障准确定位方面已经有一些初步的应用^[4-5], 但这些方法的适用范围性还需要进一步研

* 收稿日期: 2008-02-20 修订日期: 2008-04-03。

基金项目: 国家自然科学基金 (50675099); 江苏省自然科学基金 (BK2007197)。

作者简介: 李舜酩 (1962—), 男, 博士, 教授、博士生导师, 研究领域为动态信号数据采集与处理、振动噪声分析与控制、健康监测与诊断。E-mail: snl@nuaa.edu.cn

究。有关研究利用不同的方法对振动信号实现了盲分离^[6],也有研究对不同特征情况下的振动信号进行了探讨分析^[7]。但是实际工程结构,特别是像航空发动机转子结构在工作中的振动信号混叠着较大噪声,影响了振动信号的盲分离效果。有关这方面的研究受到所选用分离方法的直接影响。尽管有人采取滤波的前处理方法消除噪声的影响,但这样往往也把源信号中的微弱特征信息丢失^[8]。考虑在不进行滤波前处理的基础上,首先选用合适的盲分离方法,来较好地分离转子系统的振动信号。

2 盲源分离的基本概念

2.1 基本概念

盲源分离 (Blind source separation, BSS)是指根据信源的统计特性,仅由观测的混合信号恢复(分离)出未知原始信源的过程。作为新近发展起来的一种数据分析手段,独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA)方法在盲源分离中得以充分使用。基于 ICA 方法的盲源分离核心问题就是寻求分离矩阵的学习算法,它属于无监督的学习,其基本思想是抽取统计独立的特征作为输入信号的估计,而又不丢失信息。

ICA 的数学模型可表示为如下形式

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t) \quad (1)$$

N 个未知信源 $S_i(t)$, $i = 1, \dots, N$, 构成一个列向量 $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T$, t 是离散时刻。 $\mathbf{A}$ 是一个 $M \times N$ 矩阵,一般称为混合矩阵。 $\mathbf{N}(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_M(t)]^T$ 是 M 维观测高斯噪声信号。而 $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ 则是通过传感器观察到的 M 维向量,通常情况下,假设噪声是加性高斯噪声。含有噪声的 ICA 模型处理起来十分棘手。为简单计,通常的研究不考虑噪声的影响。

其分离模型可表示为

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{X}(t) \quad (2)$$

式中 $\mathbf{Y}(t)$ 是分离信号矢量(即为信源的一个估计), $\mathbf{W}$ 为 $N \times M$ 矩阵,称为分离矩阵或解混矩阵,盲源分离的基本框架图见图 1 所示。

2.2 带有噪声的独立分量分析

在早期的 ICA 研究中,因为噪声的存在,相当一部分算法的性能受到限制,消噪问题是很困难甚至是不可能实现的。Aapo Hyvarinen, Cichocki A 等人提出并研究了有噪声信号的盲源分离技术^[9-10]。国内

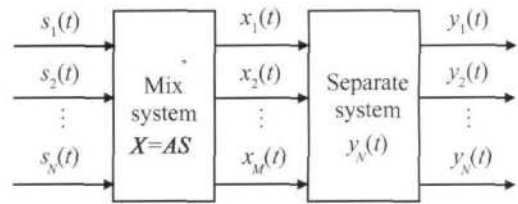


Fig. 1 Diagram of BSS

也有若干研究^[11]。现阶段基于噪声 ICA 的盲源分离算法的研究大致可分为三类:一类是在分离前对信号进行降噪处理;第二类是研究新的鲁棒性强的盲源分离算法;第三类是在分离后对信号进行降噪处理。第一类方法利用小波变换或常规消噪方法对采集信号进行预处理,对于提高盲源信号分离的效果有很重要的作用。但这种方法对于复杂的机械振动信号来说,容易把某些微弱的故障特征信号也滤除掉。分离后对信号进行降噪处理当然是提高了信号源的识别精度,但如果盲分离方法不合适,就难以合理地将混叠的振动信号分离开来。因此,合理的盲分离方法的选择研究成为首要的问题。

3 二阶非平稳源盲分离算法

人们研究了多种信号的盲源分离算法。像基于峭度的盲分离方法、基于负熵的盲分离方法等,更适用于语音信号和稳态电信信号的盲分离。对于带噪声信号,估计分离矩阵 $\mathbf{W}$ 和混合矩阵 $\mathbf{A}$ 相当困难,所以以往的研究都集中于无噪声或假设噪声对于算法的性能可以忽略的情况。在实际结构的机械振动信号中噪声是必然存在的。在一般情况下,如果有 $M + N$ 个未知信号 (N 个源信号和 M 个噪声信号),但只有 N 个可以利用或可以测量的传感器信号,需要在这 N 个测量信号的分离过程中把噪声分离出来或滤除掉。这里给出的鲁棒性较强的二阶盲辨识算法和二阶非平稳源分离算法就是适用于噪声混叠时复杂信号盲分离方法。

3.1 鲁棒性较强的二阶盲辨识算法

在盲源信号分离的分离矩阵估计过程中,Pham D T 对于一组对称正定矩阵 $\{\mathbf{M}_i\}$ 提出了一个不同的准则,它的对角化矩阵 $\mathbf{W}$ 同时也是分离矩阵^[12]。其代价函数表达式为

$$J(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^L \gamma_i [\lg \det \text{diag}\{\mathbf{W}\mathbf{M}_i\mathbf{W}^T\} - \lg \det(\mathbf{W}\mathbf{M}_i\mathbf{W}^T)] \quad (3)$$

式中 γ_i 是正的权系数。 $\text{Diag}\{\}$ 记为对角阵,它的对

角元素与它的变量相同。这样代价函数的一个优点是它的最小化直接导致分离的矩阵的估计,无需像一般盲分离方法那样对信号进行正交化或预白化。这个方法的缺点是它需要一组对称和正定的数据矩阵。因此,需要找到数据矩阵的线性组合,使得该组合是正定的,这增加了计算复杂度。

矩阵 $\mathbf{M}_i$ 可以取多种形式。在最简单的情形下,对于有不同功率谱(或等价于不同的自相关函数)的有色源,我们可以使用时滞协方差矩阵,即

$$\mathbf{M}_i = \mathbf{R}_x(\tau_i) = \mathbf{E}\{\mathbf{X}(t)\mathbf{X}^T(t - \tau_i)\} \quad (4)$$

这样就得到了二阶盲辨识(Second Order Blind Identification, SOBI)算法。应该注意到对于预白化的传感器信号或正交化的混合矩阵 $\mathbf{A} = \mathbf{QH}$, 我们有

$$\mathbf{R}_x(\tau_i) = \mathbf{QR}_x(\tau_i)\mathbf{Q}^T = \mathbf{AR}_s(\tau_i)\mathbf{A}^T = \mathbf{UD}_i\mathbf{U}^T \quad (i = 1, \dots, N) \quad (5)$$

因此除了一些不重要的比例和列排列的差别外,正交混合矩阵可以估计为 $\mathbf{A} = \mathbf{QH} = \mathbf{U}$, 条件是至少有一个对角矩阵 $\mathbf{D}_i(\tau_i)$ 有不同的对角元素。对角矩阵 $\mathbf{D}_i(\tau_i)$ 可以由联合近似对角化来实现。源信号可以估计为 $\mathbf{S}(t) = \mathbf{U}^T \mathbf{QX}(t)$, 混合矩阵可以估计为 $\mathbf{H} = \mathbf{Q}^{-1}\mathbf{U}$ 。

3.2 二阶非平衡源盲分离算法

二阶非平稳源(Second Order Non-steady Source, SONS)盲分离的主要思想是利用信号的非平稳性和源信号的时序结构,将预白化传感器数据分成不重叠的块(时间窗 T_i),并估计每块的时滞协方差矩阵。考虑到如下情形:源信号有时变方差或非消失的时间相关,并且假定需要的加性噪声是白色或平稳的,有

$$\mathbf{R}_x(T_b, \tau_i) = \mathbf{AR}_x(T_b, \tau_i)\mathbf{A}^T, \forall i, l \quad (6)$$

和

$$\mathbf{R}_x(T_b, T_p, \tau_i) = \mathbf{A} \mathbf{R}_s(T_b, T_p, \tau_i) \mathbf{A}^T, \quad \forall i, l, j > i \quad (7)$$

式中 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是正交混合矩阵, τ_i 是时间延迟。序号 T_i 表示第 i 个时间窗口。时间离散的差分相关矩阵定义为

$$\mathbf{R}_x(T_b, T_p, \tau_i) = \mathbf{R}_x(T_b, \tau_i) - \mathbf{R}_x(T_p, \tau_i) \quad (j \neq i) \quad (8)$$

鲁棒正交化的 SONS 算法如下:

(1) 用鲁棒的正交化方法,得到白化矢量 $\mathbf{X}(t) = \mathbf{QX}(t)$ 。在鲁棒的正交化步骤中,要使用所有的可用数据点。

(2) 将空间白化的传感器数据 $\mathbf{X}(t)$ 分成 L 个非重叠的块(时间窗 T_i),再估计协方差矩阵的集合 $\mathbf{R}_x(T_b, \tau_i)$, 对于 $i = 1, \dots, L$ 和 $l = 1, \dots, M$ 。在每

个时间加窗的数据帧,计算 $\mathbf{X}(t)$ 的 M 个不同时滞的协方差矩阵(典型地,当 $M = 1, L = 20$ 每个数据块有 10 200 个样本时,可以获得好的性能)。

(3) 对于所有 $\mathbf{R}_x(T_b, \tau_i)$, 使用联合近似对角化方法,找到正交矩阵 $\mathbf{U}$, 满足 $\mathbf{U}^T \mathbf{R}_x(T_b, \tau_i) \mathbf{U} = \mathbf{D}_{i,l}$ 其中 $\{\mathbf{D}_{i,l}\}$ 是一组对角矩阵。

(4) 混合矩阵计算为 $\mathbf{H} = \mathbf{O}^{-1} \mathbf{U}$ 。

事实上,SONS 是 SOBI 非平稳源信号情形下的推广。SONS 算法适用于非平稳源信号,包括非平稳独立同分布和/或时间相关(有色)源,而 SOBI 算法仅能够分离或提取有色源。通过数据试验,已确认了它对于噪声的鲁棒性和 SONS 算法适用下列情形:

- (a) 若干非平稳高斯源存在但它们缺乏时间的相关;
- (b) 加性噪声是空间相关但时间白色的高斯过程;
- (c) 测量噪声为白色均匀分布。

4 试验数据分析

如果被分析振动体(譬如转子系统)是一个,而加载的振动源有若干个,则从这个振动体上测量得到的多个采集信号是通常讲的观测信号,是已经混叠的混合信号,即式(2)中的 $\mathbf{X}(t)$ 。本实验是为了了解上述盲源分离算法在实际转子系统中应用的适用性情况而设计。试验在一转子振动试验台上进行。通过测量转子转动产生的振动,各个传感器都采用电涡流非接触式位移传感器。由传感器采集的振动数据是包含多个振动源叠加在一起的混叠信号。预测从若干传感器上得到的信号有以下几种:轴的横向弯曲振动信号、轴向窜动信号、轴承滚子的振动信号、噪声信号等。

为了增加数据采集信号的复杂程度,将 5 个涡流传感器分别分布在两个轴承座周围而不是直接靠近转子及轴承等。这 5 个传感器的两个用来测试轴承座水平方向的振动位移、两个用来测试轴承座垂直方向的振动位移、一个用来测试轴承座轴向的振动位移,如图 2 所示。试验中另外将光电测速仪的导线也接入信号测试分析系统,并通过 1394 接口与计算机相联。电机转速在 2 500 r/min 时测量得到的信号如图 3(a)所示。图 3(b)为经过基于负熵的快速定点算法对数据进行独立分量分析的结果。可以看出用基于负熵的转子盲源分离后的信号在时域波形中不能明显体现满意的分离效果。从图 3(b)来看,除第二个信号可以判定是转子转动信号外,而其他几个信号基本上不能判定其性质。

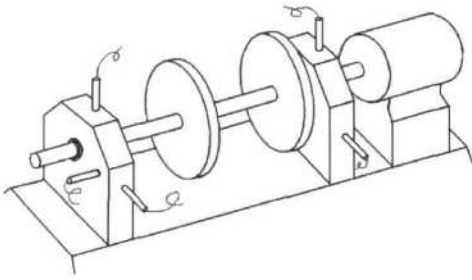


Fig. 2 Rotor system and the setting place of sensor

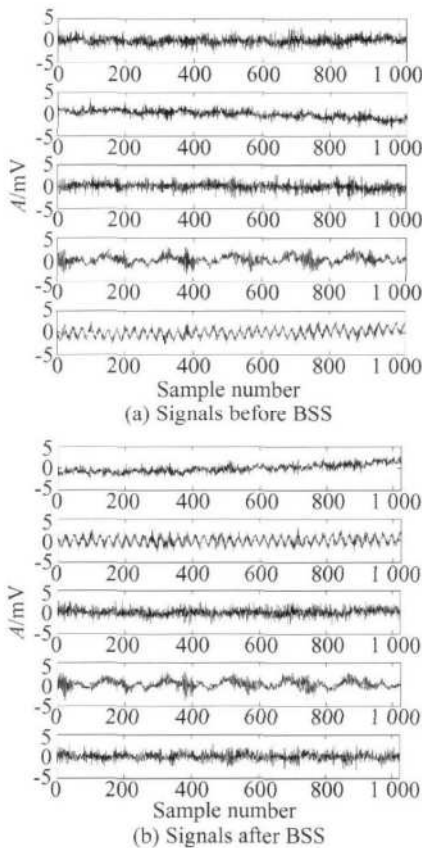


Fig. 3 BSS of the rotors vibration signals based on negentropy

图 4(a)、(b)分别给出了分离前振动信号和基于负熵的盲分离后信号的频谱图。在图 4(a)的各个传感器振动信号频谱中,只能得到一个转子的旋转信号频谱,无法得到其他信息。经过盲源分离后,信号的频谱丰富了许多,如图 4(b)所示。因此可以明确转子系统的振动不只是有转子旋转造成的,还有其他振动源存在。

从图 4(b)可以看到,盲源分离后的频谱图上,后

3个分析信号的高频分量多,有用的周期信号与噪声混叠较严重,同时仍有些分不清的谱峰。这为实际振动源的识别造成了困难。

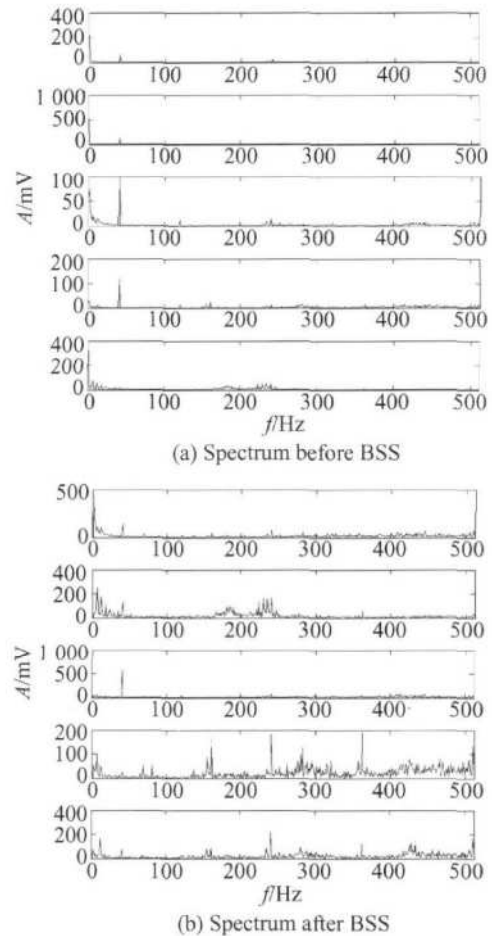


Fig. 4 Spectrum of the rotors vibration signals

采用第 3 节给出的 SOBI 算法进行探索性盲分离,发现如果转子系统的转速较慢时,分离效果与基于负熵的算法没有多大差别。试验结果表明,随着转子系统转速的提高,采集信号的噪声迅速增加。在原始采集的混合信号中已经不能识别其振动特征。根据 SOBI 算法的优势,对转速达到 2 500 r/min 后的转子系统振动采集的信号(即图 3(a)中的信号)用 SOBI 算法进行分离,效果有了明显改善,如图 5(a)所示。从该图中可以明显看出几个不同信号的特征,甚至可以对除转速以外的其它振源信号进行识别。当然,这种识别仍还有若干不明确特征存在。所用 SOBI 算法的分离矩阵为

$$W = \begin{bmatrix} 0.0075 & -0.0090 & -0.1702 & 0.0150 & -0.0032 \\ -0.0200 & 0.0181 & 0.0070 & 0.0060 & -0.0997 \\ 0.2623 & -0.2178 & -0.0803 & 0.1376 & 0.0018 \\ -0.0821 & -0.0797 & 0.1974 & -0.1170 & -0.0001 \\ -0.4204 & 0.0538 & 0.1167 & 0.0999 & -0.0079 \end{bmatrix} \quad (9)$$

考虑 SONS 分离算法对带噪混叠振动信号的强大分离能力, 采用该算法对 2 500 r/min 的同一振动采集的信号进行盲分离, 分离结果如图 5(b) 所示。所用 SONS 算法的分离矩阵为式 (10)。可以看出, 该图的分离效果比 SOBI 算法的分离效果更理想, 周期性更明显。但该时域图同样存在振动特征不能完全确定的问题。因此十分有必要进行频谱分析。分别把图 5(a)、图 5(b) 的时域信号进行频谱分析, 得到它们的频谱图如图 6 所示。

$$W = \begin{bmatrix} -0.7557 & -0.2628 & 1.8720 & -0.8390 & 0.0895 \\ 0.5700 & 0.3569 & -0.1031 & -0.4204 & -1.0776 \\ -0.0773 & -0.4212 & -0.6599 & -2.3277 & 0.3639 \\ 0.8298 & -0.2937 & 0.7696 & -1.7064 & 0.1396 \\ 3.7892 & -1.6110 & -1.0173 & 0.4491 & 0.0825 \end{bmatrix} \quad (10)$$

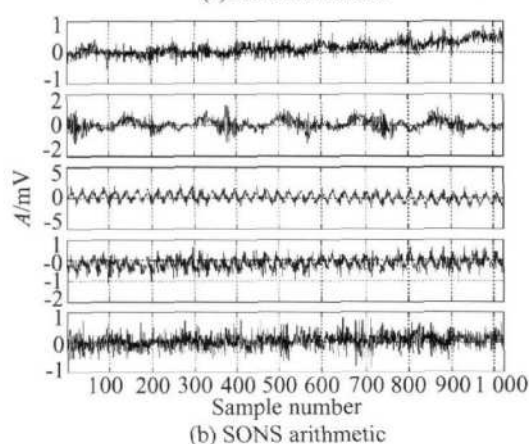
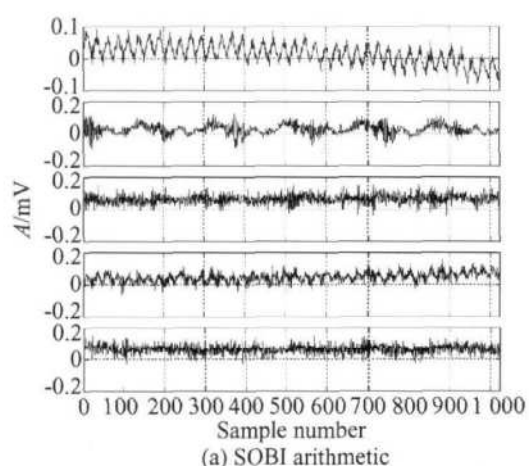


Fig. 5 Second order blind separation of rotors' vibration signals

由 SOBI 算法盲分离结果得到的频谱图 6(a) 比图 4(a) 的频谱更明确。从该图的最上面一个图中的 41.6 Hz 谱峰可以明确转子的旋转频率。但是, 从该图上得到的其他信息不明确, 只是隐约还能注意到有一个低频振动存在 (但不明显)。

从图 6(b) 则能够得到更多的信息。从该图中可以看出, 最上面一个图是一个很低的低频信号, 从上向下数第二个图中进一步强调了该低频信号的存在性。初步判断该频率是转子轴的轴向窜动频率。经过接触式加速度传感器紧邻轴端处的测量, 验证了该

判断的正确性。该图中从上向下数第三、四两个图是明显的转子旋转频率信号。最下面一个图尽管频谱有些杂乱, 但 250 Hz 的谱峰非常清晰。经过对轴承滚柱半径与转子轴半径的对比得知, 该频率是轴承滚柱的旋转频率。可见, 采用 SONS 算法后, 能够理想地把各个振动源分离出来, 分离结果优于前述的 SOBI 算法和基于负熵的盲分离算法。从图 6(b) 上还可以看出, 频谱图上的噪声影响得到了较大的抑制,

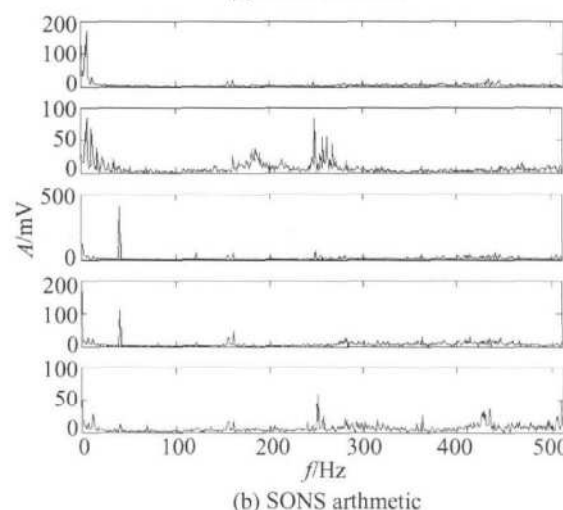
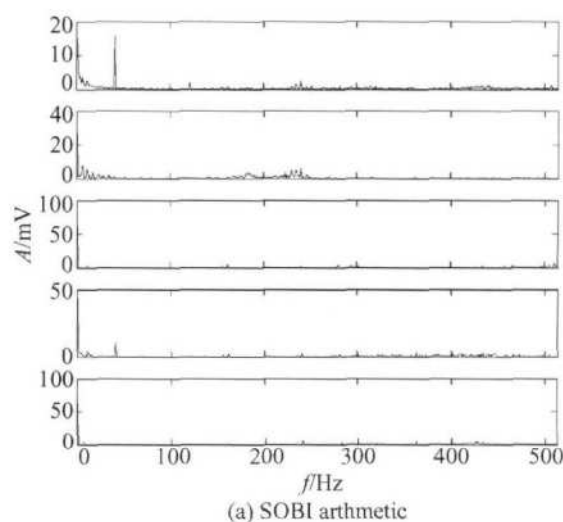


Fig. 6 Spectrum of rotors' vibration signals after second order blind separation

几乎不影响振动源信号的分析。这在其时域盲分离图中是难以做到的。

相比之下该图中从上向下数第二个图同时还显示了轴承滚柱的旋转频率以及一些噪声频率,是没有被分离彻底的一路信号。究其原因有二,一方面是虽然 SONS算法能够理想地把各个振动源分离出来,但还不能分离彻底。另一方面,试验中只有 5 个传感器采集了振动信号,分离结果就不可能大于 5 路,而该图中从上向下数第三、四两个图给出了同一个振动源的信息,噪声信号无法作为单独的分离结果出现。

5 结 论

在对带有噪声的振动源信号盲源分离过程中,通常的算法难以取得理想效果。本文首次选用了二阶非平稳源盲分离算法对带有较强噪声的转子系统的振动信号进行盲分离,得到了较好的分离效果。实际转子系统的振动信号盲分离表明:

(1) 转子系统的振动是几个振动源的叠加。常规的时域波形和频谱分析方法不能识别出除转子系统旋转频率以外的振动源。

(2) 在时域波形中,对不同的盲分离方法对转子振动信号进行盲源分离后,各个信号独立性特征不明显,难以在时域显示出其分离效果。

(3) 相比于其它算法,SONS算法能够理想地把各个振动源分离出来。从其频谱图上还可以看出,噪声影响得到了较大的抑制。

(4) 尽管测量传感器针对的是厚重的轴承座的测量,仍然能够清晰得到各种振动源的信息。这为实际复杂结构的振动源盲识别的可能性提供了支持。

参考文献:

[1] Loutridis S J. Damage detection in gear systems using empirical mode decomposition [J]. *Engineering Structures*,

2004 (26): 1833~ 1841.

- [2] Chu F, Tang Y. Stability and nonlinear responses of a rotor-bearing system with pedestal looseness [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2001, 241(5): 879~ 893
- [3] 李舜酩, 杨 涛. 基于峭度的转子振动信号盲分离 [J]. *应用力学学报*, 2007, 24(4): 560~ 565
- [4] 李舜酩. 转子振动故障信号的盲分离 [J]. *航空动力学报*, 2005, 20(5): 751~ 756
- [5] Serviere C, Fabry P. Blind source separation of noisy harmonic signals for rotating machine diagnosis [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2004, 272: 317~ 339
- [6] SM Li Z C Zheng. The probability density function method for blind source separation and the use in adaptive identification for weak vibration signal on automobile [J]. *Advances in Vibration Engineering*, 2007, 6(1): 43~ 52
- [7] Gelle G, Colas M. Blind source separation: a tool for rotating machine monitoring by vibrations analysis [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2001, 248(5): 865~ 885
- [8] 宋 友, 柳重堪, 李其汉. 基于三阶累积量的转子振动信号降噪方法研究 [J]. *航空动力学报*, 2002, 17(3): 363~ 366
- [9] Aapo Hyvarinen. Independent component analysis in the presence of Gaussian noise by maximizing joint likelihood [J]. *Neurocomputing*, 1998(22): 49~ 67.
- [10] Cichocki A, Douglas S C, Amari S. Robust techniques for independent component analysis (ICA) with noisy data [J]. *Neurocomputing*, 1998(22): 113~ 129
- [11] 焦卫东, 杨世锡, 钱苏翔, 等. 乘性噪声消除的同态变换盲源分离算法 [J]. *浙江大学学报 (工学版)*, 2006, 40(4): 581~ 584
- [12] Phan D T. Joint approximate diagonalization of positive definite hermitian matrices [J]. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 2001, 22(4): 1136~ 1152

(编辑: 郭振伶)