

欠定盲解卷积用于滚动轴承复合故障声学诊断*

潘楠, 伍星, 迟毅林, 柳小勤, 刘畅

(昆明理工大学机电工程学院 昆明, 650093)

摘要 针对旋转机械复杂声场中强噪声干扰及故障源未知等难题,提出一种基于盲解卷积的声学诊断方法。该方法采用包络谱余弦测度作为独立分量间距离测度,结合冲击信号峭度指标优选独立分量,进而通过频域稀疏分量分析对估计信号做进一步的分离,最终实现在欠定条件下对滚动轴承复合故障信号的可靠提取。实际声场环境中的滚动轴承复合故障声信号提取试验验证了该方法的有效性。

关键词 欠定盲解卷积; 频域稀疏分量分析; 复合故障; 声学诊断

中图分类号 TP165.3; TP206.3; TH133.33

引言

机械振动是产生机械声信号的根源,而机械声信号是机械振动的传播过程,两者是相互统一的整体。当机械系统如滚动轴承或齿轮出现故障时,其特征信号常常会出现明显的冲击成分,同时声学特性也发生改变,从而蕴含设备状态信息。声学测量具有无损、非接触、简便易行等特点,因此可利用机械声信号代替振动信号进行故障诊断。工业现场中的复杂声场环境使得传声器接收到的观测信号往往是一个多源耦合过程的结果,待识别故障源信号与其他各种信号混杂在一起,需要抑制这些干扰和噪声,以期准确提取机械故障特征信号进行诊断^[1]。

据统计,大约有30%的机械故障都是由滚动轴承引起,滚动轴承工作的好坏将直接影响整台机械设备的工作状态。实际设备运行时,经常会造成两种或两种以上滚动轴承复合故障共存。传声器接收到的信号在传输过程中经衰减、耦合,蕴含于其中的故障信号极易被其他干扰信号和外界噪声所掩盖,甚至淹没而形成典型的卷积混合模型,从而使故障信息的提取更近似于一个盲解卷积过程。由于现场测试时传声器个数有限,而机械声源数目众多,加之复合故障的存在,造成很多声学测试仅仅满足观测信号数目小于故障源数目的欠定条件^[2]。近年来,随着把多个信号源从混合信号中分离出来的盲信号处理

技术的兴起,已尝试将其应用到滚动轴承复合故障的辨识与诊断之中,但主要集中于瞬时盲分离模型及对复合故障进行分类^[3-4]。

笔者依据滚动轴承故障信号的非平稳特性,结合改进块模型盲解卷积算法与基于稀疏特征的频域稀疏分量分析(frequency-domain sparse component Analysis, 简称FD-SCA)算法,在提高算法适应性及运算速度的同时,实现了欠定条件下滚动轴承声特征信号的提取,并在实际声场环境下,利用滚动轴承复合故障声信号提取实验对该算法的有效性和准确性进行验证。

1 基于块模型的盲解卷积算法

卷积混合是指源信号到达传感器的各传递通道是一个有记忆的系统,即存在时间延迟,那么观测信号可以描述为独立源信号经过各通道卷积后再被混合。在不考虑噪声的情况下,假设在任意时刻 t ,卷积混合过程通常由一个线性多输入多输出(MIMO)有限冲击响应(FIR)系统表示

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^n \sum_{\tau=0}^{K_{ij}} h_{ij}(\tau) s_j(t - \tau) \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (1)$$

其中: $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ 为 $m \times 1$ 阶的零均值随机观测信号向量; $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$ 为 n 个未知的零均值独立源信号; h_{ij} 为系统

* 国家自然科学基金资助项目(50805071);云南省教育厅科学研究基金资助项目(2010Y380)

收稿日期:2011-07-26;修改稿收到日期:2011-09-27

的混合滤波器,它是长度为 K_{ij} 的冲击响应。

正是由于机械结构和信号的复杂性,文献[5]指出复杂的机械系统信号一般可分为3种类型,即周期信号、非平稳随机冲击信号和平稳随机高斯噪声。针对周期信号的盲解卷积比较困难,这是因为处理过程中可能出现次序不确定的问题,进而导致分离信号失真。研究发现,对于以非平稳信号分离为目标盲信号处理问题,机械信号混合过程仍然可以表示为线性卷积混合模型。综上所述,应以非平稳机械信号为主要研究对象,进行盲解卷积的研究。

1.1 块模型盲解卷积算法的提出

目前,盲解卷积方法主要分为时域方法和频域方法,两种方法各有优劣。时域方法利用源信号间的独立衡量作为代价函数,具有通频独立性假设更容易满足等优点,但存在随着滤波器增加,参数选择不当将导致性能急剧下降等问题^[6]。频域方法利用短时傅里叶变换(STFT),将观测信号转换到频域进行处理,将盲解卷积转换为各个频点的瞬时盲分离,但也存在算法结构较复杂、次序不确定性等问题^[7]。

Koldovsky等^[8]提出了一种基于块模型独立分量分析(ICA)的盲解卷积算法,该算法结合时、频域盲解卷积算法各自优点,通过将原始卷积信号转换为时延子空间的独立分量分析,在处理语音信号等非平稳信号时效果明显。现将其算法流程归纳如下:

- 1) 确定时延参数,通过将观测信号补零,张成一个高维的信号子空间;
- 2) 对该高维信号子空间进行ICA分解;
- 3) 计算分解结果的某种距离特征,对分解结果的距离矩阵聚类分析;
- 4) 分别重构每个聚类中的分量,得到估计信号。

1.2 处理机械声信号存在的问题

此算法针对具有非平稳特征的语音信号设计,忽略了机械声场的复杂性及干扰源的多样性,如果直接应用于机械声信号处理,会出现如下问题。

1) 由于机器运行时其各种零部件位置并不固定,造成声信号在空气中的传播是时变的,许多参数需要实时更新,随着信号子空间维数的增加,将导致算法计算量成倍增长且稳定性下降。

2) 故障特征声信号极易被传动轴的转频及其高次谐波等复杂周期信号、较强的高斯噪声及其他

非平稳信号干扰甚至淹没。

3) 传声器摆放位置距离真实的故障源较远,因长卷积过程发生衰减,导致求解算法的空间和时间复杂度急剧增加。

4) 复合故障如存在于滚动轴承这样的复杂零部件上,往往造成各种故障源集中在一个声源上而更加难以被辨识。

因此,有必要针对实际复杂声场中复合故障声信号的分离和提取问题,对原算法进行改造以适应现场的实际应用。

2 基于改进块模型算法及FD-SCA的复合故障声信号盲提取方法

针对机械声卷积信号干扰源多、成分复杂等特点,通过对原有块模型盲解卷积算法的各项步骤进行优化,以达到有效且快速提取机械故障信息的目的。

2.1 块模型盲解卷积算法的改进

2.1.1 主分量分析预处理

主分量分析在盲信号处理中的用途主要有两种:a.数据的降维;b.降低ICA处理的复杂度。

重构信号过程中对所有的“源”都有贡献,只是贡献率大小不同;因此,对高维信号子空间实施ICA分解前先对其进行主分量分析,可有效地增强算法的稳定性,减小算法的计算量。

2.1.2 合适的距离测度

距离是衡量两个信号相似性的测度。距离越大,说明两个信号相似性越小;距离越小,说明两个信号相似性越大^[9]。考虑到瞬态冲击信号的特点,现利用冲击信号包络谱的余弦测度来测量信号间的距离,如此可有效消除卷积所带来的时域延迟影响。

设零均值随机信号为 $c(t)$,定义相似性测度 D 为

$$D_{ij}(c_i(t), c_j(t)) = \frac{\langle C_i(f)C_j(f) \rangle}{\|C_i(f)\|_2 \|C_j(f)\|_2} \quad (2)$$

其中: $c_i(t)$ 和 $c_j(t)$ 分别为 $c(t)$ 的第 i 和第 j 个信号分量; $C_i(f)$ 和 $C_j(f)$ 分别为 $c_i(t)$ 和 $c_j(t)$ 的包络谱; $\langle \cdot \rangle$ 为平均运算; $\| \cdot \|_2$ 为2范数; $D_{ij}(c_i(t), c_j(t))$ 为 $c_i(t)$ 和 $c_j(t)$ 之间的相似性。

D 即为两个信号分量间的谱距离指标,由于使用FFT,其计算速度较快。根据式(2), $D \in [0, 1]$,当两个信号完全相同时, $D=1$;当两个信号完全不相

同时, $D=0$ 。

2.1.3 优选独立分量

原有块模型算法通过计算“源”的贡献率来估计与源信号波形一致的信号。由于全部分量都参与运算,虽然较精确,但计算量较大。当子空间的维数很高时,ICA分解会受到冗余分量、周期信号分量及高斯噪声的干扰。结合冲击信号的时域无量纲统计指标如峭度指标等,通过以下步骤^[10]来消除上述3种成分的干扰,实现独立分量的优选。

1) d_{\min} 和 d_{\max} 分别为每个聚类中样本距离聚类中心的最小和最大距离, Q 为一个集合,其中所有的独立分量与聚类中心间的距离 d 满足 $d < d_0$, d_0 表示平均距离

$$d_0 = \frac{d_{\min} + d_{\max}}{2} \quad (3)$$

2) 计算集合 Q 中全部独立分量的归一化峭度 $kurt_Q$,在 Q 中搜索 $kurt_Q$ 的最大分量 $c_{\text{optimum}}(t)$,即

$$c_{\text{optimum}}(t) = \underset{c(t) \in Q}{\operatorname{argmax}} kurt_Q(c(t)) \quad (4)$$

2.2 两步FD-SCA算法

在观测信号个数小于故障源个数且无法满足非高斯、平稳、相互独立时,可以采用稀疏分量分析(sparse component analysis,简称SCA)的方法求解估计混合矩阵,从而得到估计信号。如果信号满足稀疏性条件,观测信号散点图上的点将聚集在一定的方向上,这些方向就是混合矩阵 A 的各个列向量的方向;因此,通过估计这些点的聚集方向(聚类)就可以把混合矩阵估计出来^[11]。

在混合矩阵已知且不考虑噪声的情况下,SCA源信号估计问题可以转化为如下优化问题^[12]

$$\begin{cases} \min_{s(t)} \sum_i^n |s_i(t)| \\ \text{s. t. } As(t) = x(t) \quad (t = 1, 2, \dots, T) \end{cases} \quad (5)$$

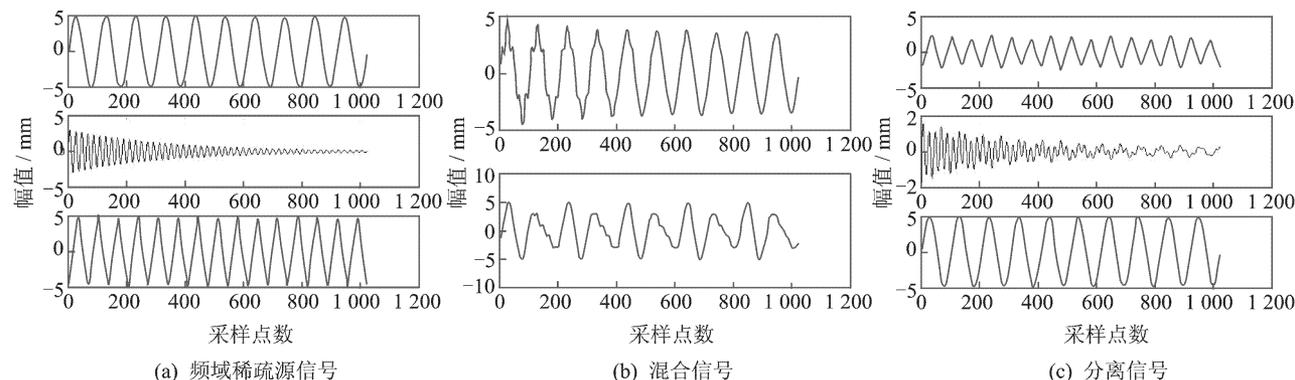


图1 频域稀疏分量分析

则 $s_i(t) = u - v$, $|s_i(t)| = u + v$,优化问题(5)转化为等价的线性规划问题

$$\begin{cases} \min \sum_i (u_i + v_i) \\ \text{s. t. } (A, -A)(u, v)^T = x(t) \quad (t = 1, 2, \dots, T) \end{cases} \quad (6)$$

该方法需要源信号满足一定的稀疏性,可由于机械系统的复杂性以及强干扰等情况,使得机械故障信号在时域中并不满足稀疏性要求;因此,需要尽量滤除非调制信号,并将信号转换到满足稀疏性要求的变换域如频率域中进行分析。FD-SCA流程如下:

- 1) 将观测信号进行FFT变换,变换到频域;
- 2) 选择FFT变换后频率正半部分,对其复数信号将虚实部拆分组合,组成新的频域混合信号;
- 3) 对频域信号进行归一化处理并表示在 n 维矢量平面上;
- 4) 通过聚类算法求取混合矩阵,运用 l_p 范数理论及线性规划优化算法求取频域源信号。

为验证频域SCA在欠定条件下分离信号的效果,由计算机生成3个保证转换到频域后满足稀疏性条件的源信号,分别为正弦信号、周期衰减信号、三角波,如图1(a)所示。由计算机随机生成一个 2×3 的混合矩阵,源信号(3维数组)与混合矩阵相乘后得到两路观测信号如图1(b)所示。混合信号转换到频域进行SCA后的结果如图1(c)所示。由图可以看出,如果信号转换到稀疏域,在观测信号数目小于源信号数目的情况下能够对信号进行有效分离。

2.3 针对欠定状态复合故障声信号的改进算法

针对欠定状态下复合故障声信号的改进盲提取算法流程如下:

- 1) 初始化时延参数 N 、主分量数目 n_{pc} 和聚类数

目 $n_{\text{clustering}}$;

2) 对观测信号 $x(t)$ 进行中心化处理; 3) 卷积球化观测信号 $x(t)$ 成信号空间 $\tilde{x}(t)$;

4) 对 $\tilde{x}(t)$ 进行 PCA 处理和球化, 得到 $\tilde{x}(t)$;

5) 对数据 $\tilde{x}(t)$ 执行 FastICA 算法, 得到独立分量 $ic(t)$;

6) 计算 $ic(t)$ 分量间的距离, 形成距离矩阵 D , 如式(2)所示;

7) 对 D 执行模糊 C 聚类 (FCM) 处理, 从而识别特征近似的分量;

8) 对独立分量 $ic(t)$ 进行优选, 形成估计信号 $y(t) = [y_i(t)]^T$;

9) 取估计信号中已近似于瞬时混合且冲击成分明显的信号进行频域 SCA, 将复合故障信号彻底分离开来;

10) 分析分离信号的包络解调谱, 进而进行故障判断。

3 试验研究

在旋转机械振动及故障模拟试验台上(加载状态)采用 NU205 故障滚动轴承进行试验。试验台及传声器布置见图 2。轴承相关参数为: 节圆直径 $D=39\text{ mm}$; 滚动体直径 $d=7.5\text{ mm}$; 滚动体数目 $Z=12$; 接触角 $\alpha=0$ 。轴承内圈主轴旋转, 外圈固定。转速为 800 r/min , 即旋转频率 f_r 为 13.33 Hz 时, 计算可得轴承外圈故障特征频率为 64.61 Hz , 内圈故障特征频率为 95.38 Hz , 滚动体故障特征频率为 5.38 Hz 。

通过一对相互呈 90° 摆放的声望 1/4 TEDS 声阵列传声器拾取信号, 试验台及传声器的位置关系见图 3。利用 NI WLSNET-9163 无线采集模块及 NI-9234 四通道采集卡进行信号采集调理, 采样频率 $f_s=8192\text{ Hz}$, 采样点数为 8192 。

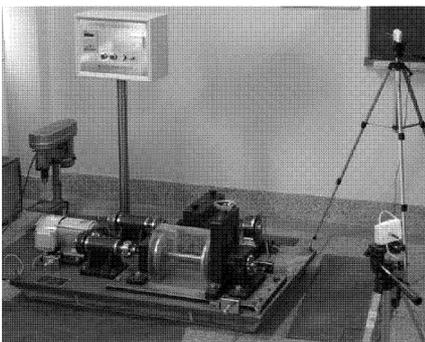


图2 试验台及传声器布置实物图

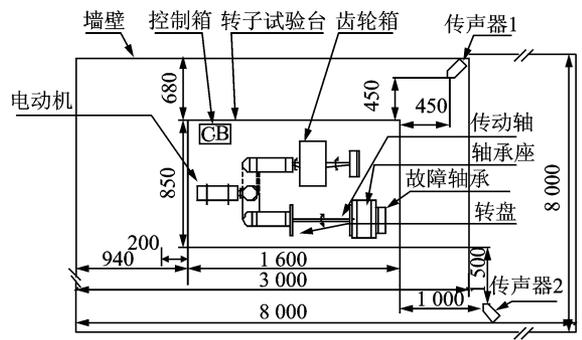


图3 试验台及传声器位置关系图(单位:mm)

图 4 为两路传声器采集到原始信号的时间波形图和幅值谱图。由于整个系统零部件较多, 运行时各种声信号间相互干扰, 同时受到墙壁及地面的反射作用, 致使轴承故障弱冲击信号被完全淹没在高斯噪声及周期信号等干扰之中, 对其直接进行包络分析难以得到准确的故障信息。

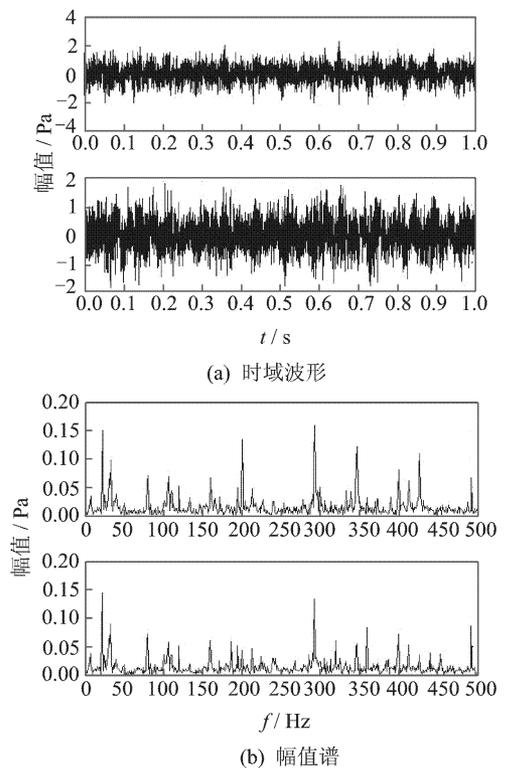


图4 现场拾取的声信号

为了与本研究算法进行对比, 利用经典 FastICA 算法的改进算法——EFastICA 算法对原始信号进行分离。图 5 为原始信号经 EFastICA 分离的结果, 从时域波形中可以发现, 轴承的故障特征仍然受干扰和被噪声淹没。进一步进行包络分析, 在包络谱中惟一可分辨出来的电机旋转频率 13 Hz , 说明仍混

杂着周期信号。这个结果也论证了实际声场环境下采集到的机械声信号并不符合瞬时混合模型,无法应用传统瞬时盲分离算法。

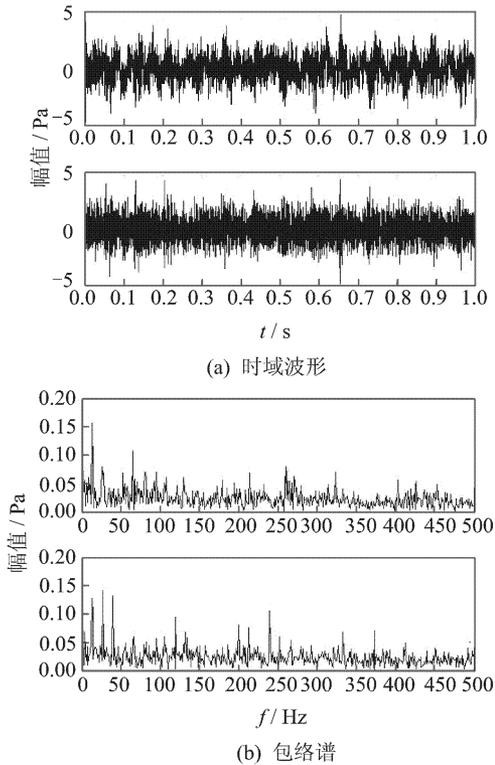


图5 EFastICA 算法分离结果

由于传声器距离试验台较远,初始化时延参数 $N=60$,主分量数目 $n_{pc}=50$ 。聚类数目若设的过多会造成能量分散,使故障特征不明显,所以设置聚类数目 $n_{clustering}=3$ 。算法执行后得到3个估计信号,如图6所示。由时域波形图可以发现,1号、2号估计信号冲击特征明显,推测其可能是由轴承故障而产生的冲击成分。对其进一步作包络分析验证,从包络谱中能明显看出内、外圈通过频率及滚动体通过频率,但其混杂在一起,无法区分彼此。

取图6中第1、第2两个估计信号,使用形态滤波去除非调制信号干扰,随后进行频域SCA,最终处理结果如图7所示。由图7中第2个分离信号可以清晰看出,65 Hz的谱线及其倍频(130, 195 Hz等)符合计算出的外圈故障特征(64.7 Hz)。由图7中第3个分离信号可以看出,13和95 Hz的谱线及倍频两侧间隔为旋转频率(13 Hz)的边频(如108 Hz),符合计算出来的内圈故障特征(95.38 Hz)。由此可见,外圈、内圈故障特征已被明显分离开来。由于滚动体故障微弱,其幅值较小,不过仍能由图7中第1个分离信号清晰看到,滚动体故障特征频率(5 Hz)及符合

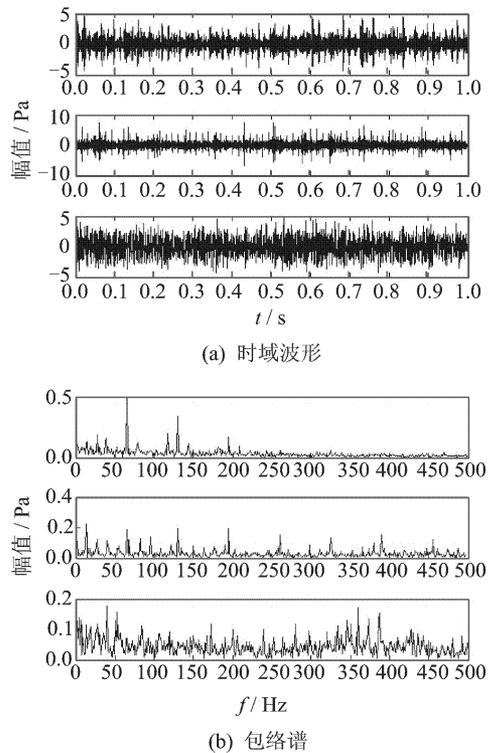


图6 改进块模型盲解卷积算法分离结果

滚动体故障特征的边频成分,与计算出的滚动体故障特征频率(5.38 Hz)相吻合,微小误差由频率分辨率 $f=1$ Hz 所导致。

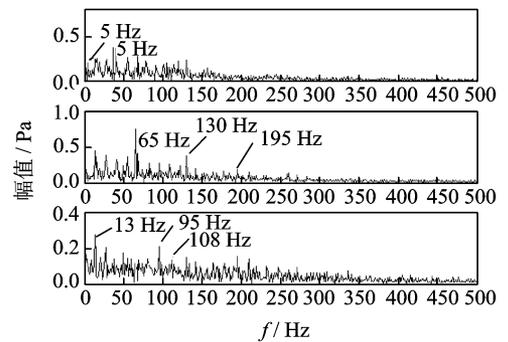


图7 分离后的滚动轴承复合故障包络谱

4 结束语

笔者针对旋转机械复杂声场中强噪声干扰及故障源未知等难题,采用包络谱余弦测度作为独立分量间距离测度,结合冲击信号峭度指标优选独立分量,通过频域SCA对估计信号做进一步分离,提出一种块模型盲解卷积的声学诊断方法。实际环境中的声学试验验证了该方法在欠定条件下提取滚动轴承复合故障信号的准确性与有效性。

参 考 文 献

- [1] 何正嘉, 陈进, 王太勇, 等. 机械故障诊断理论及应用[M]. 北京:高等教育出版社, 2010:10-15.
- [2] 吴军彪. 噪声信号盲分离及声学故障特征提取方法研究[D]. 上海:上海交通大学, 2003.
- [3] 田昊, 唐力伟, 田广. 基于盲源分离的齿轮箱复合故障诊断研究[J]. 兵工学报:工学版, 2010, 31(5): 646-649.
Tian Hao, Tang Liwei, Tian Guang. Compound fault diagnosis for gearbox based on blind source separation [J]. Acta Arman Entarii: Engineering Science, 2010, 31(5): 646-649. (in Chinese)
- [4] 孙晖, 朱善安. 调制故障源信号盲分离的经验模式分解法[J]. 浙江大学学报:工学版, 2006, 40(2): 258-261.
Sun Hui, Zhu Shan'an. Empirical mode decomposition for blind separation of modulation fault source signals [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2006, 40(2): 258-261. (in Chinese)
- [5] Antoni J. Blind separation of vibration components: principles and demonstrations [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005(19): 1166-1180.
- [6] 刘婷婷, 任兴民, 杨永峰, 等. 盲解卷积的机械振动信号分离技术[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(4): 419-423.
Liu Tingting, Ren Xinming, Yang Yongfeng. Mechanical vibration signal separation using blind deconvolution technology [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(4): 419-423. (in Chinese)
- [7] Pan Nan, Wu Xing, Chi Yilin, et al. Machine fault diagnosis based on frequency-Domain blind deconvolution [C]// International Conference on Modelling, Identification and Control. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2011: 58-63.
- [8] Koldovsky Z, Tichavsky P. Time-domain blind audio source separation using advanced ICA methods [C]// Proceedings of the 8th Annual Conference of the International Speech Communication Association (Inter-speech 2007). Antwerp, Belgium: Curran Associates Inc. Press, 2007: 846-849.
- [9] 陈进. 机械设备故障诊断技术及其应用[M]. 上海:上海高等电子音像出版社, 2003:114-115.
- [10] Wang Yu, Chi Yilin, Wu Xing, et al. Extracting a-acoustical impulse signal of faulty bearing using blind deconvolution method [C]// International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation. Changsha: IEEE Computer Society Press, 2009: 590-594.
- [11] Li Yuan, Cichocki A, Amari S. Analysis of sparse representation and blind source separation [J]. Neural Computation, 2004, 16(6): 1193-1234.
- [12] Bofill P, Zibulevsky M. Underdetermined blind source separation using sparse representations [J]. Signal Processing, 2001, 81(11): 2353-2362.



第一作者简介:潘楠,男,1986年7月生,博士研究生。主要研究方向为盲信号处理、机械设备状态监测与故障诊断、设备状态监测及维护软件的设计等。曾发表《Machine fault diagnosis based on frequency-domain blind deconvolution》(《Proceeding of International Conference on Modelling, Identification and Control》2011)等论文。
E-mail:358579021@163.com