

# 一种旋转机械振动信号的盲源分离消噪方法\*

周晓峰, 杨世锡, 甘春标

(浙江大学液压传动及控制国家重点实验室 杭州, 310027)

**摘要** 为了消除旋转机械振动信号中不同类型的噪声,提出了一种基于虚拟信号(virtual signal,简称VS)的多级独立分量分析(independent component analysis,简称ICA)的消噪方法。通过引入与测量噪声匹配的虚拟噪声通道,将单通道观测信号扩展为多通道观测信号,用独立分量分析方法消除与数据采集系统相关的测量噪声。将振源信号的组合(有用信号)视为一个虚拟源,对消除了测量噪声的两通道观测信号再次用独立分量分析方法实现有用信号和背景噪声的分离,从而达到消除背景噪声的目的。试验表明,该方法可以得到很好的消噪结果,有效提高信号的信噪比。

**关键词** 虚拟噪声通道; 虚拟源; 独立分量分析; 噪声消除; 盲源分离

**中图分类号** TN911.7; TH165.3

## 引言

由于旋转机械本身结构的复杂性及其恶劣的运行环境,现场采集的振动信号往往是多个振源信号的混叠,并且带有较强的背景噪声及与数据采集系统相关的测量噪声。为了有效地提取故障信息,提高后续故障分析和诊断的准确性,研究人员提出了很多种消噪方法,其中时域平均法和小波变换法较具代表性。时域平均法要求信号平稳并严格进行周期采样,否则就有可能产生截取长度误差。同时信号时域平均的计算时间较长,而且只能在信噪比和分辨率之间找到一种权衡<sup>[1]</sup>。小波分解法利用小波或小波包分解,将信号分解为不同频段,从而实现信号和噪声的分离。基于小波分解的降噪方法在旋转机械的故障诊断领域取得了一定的进展<sup>[2-3]</sup>,但存在参数敏感(如阈值和小波基函数的选择)和平稳性假设等问题。

独立分量分析(independent component analysis,简称ICA)在源信号和传播特性都未知的情况下,将多个观测信号按照统计独立原则通过优化算法分解为若干尽可能独立的成分,以获得对源信号的估计<sup>[4]</sup>。基于ICA的消噪方法理论上可处理各种类型信号,并且不受观测信号信噪比的影响<sup>[5]</sup>,在旋转机械的故障诊断领域已经受到了广泛的关注<sup>[5-9]</sup>。多观测的ICA消噪方法直接用ICA算法实现源信号

的分离<sup>[7]</sup>,但需要准确估计源的数量;单观测的ICA消噪方法通过构造虚拟噪声观测,将一维观测扩展为多维,再用ICA算法分离信号<sup>[5]</sup>,但需要正确估计噪声的类型和数量。

笔者提出一种分层的ICA振动信号消噪新方法。首先,选择两通道观测,对每通道观测分别构造虚拟噪声观测,用ICA方法消除观测中与数据采集系统相关的测量噪声;然后,将有用信号视为一个虚拟源,对去除测量噪声后的两个观测信号,用独立分量分析方法实现有用信号和背景噪声源的分离,达到消除背景噪声的目的。

## 1 独立分量分析方法

### 1.1 ICA信号模型

设  $s = [s_1, s_2, \dots, s_p]^T$  为一组相互独立的源信号,  $x = [x_1, x_2, \dots, x_q]^T$  为一组观测信号,  $x$  中的各分量由  $s$  中的各个独立的源信号线性组合而成,用矩阵表示为

$$x = Hs + b \quad (1)$$

其中:  $x$  为观测矢量;  $s$  为源矢量;  $H$  为一个  $q \times p$  的列满秩线性混合矩阵;  $b$  为  $q$  维线性测量噪声矢量,一般要求  $q \geq p$ , 为分析简单,通常考虑  $q = p$  的情况。

在源矢量的各分量统计独立的假设下,ICA从已知的观测  $x$  出发,寻求线性变换  $W$ ,使得  $y = \hat{s} = Wx$ ,从

\* 国家高技术研究发展计划(“八六三”计划)资助项目(编号:2009AA04Z410);国家自然科学基金资助项目(编号:50675194)

收稿日期:2011-01-21;修改稿收到日期:2011-04-21

而获得对混合矩阵  $\mathbf{H}$  的估计和源信号  $\mathbf{s}$  的分离。

### 1.2 ICA 算法

目标函数(独立性判据)和优化算法构成了ICA算法的实现。ICA 算法的关键在于如何度量分离结果的独立性。研究人员根据不同的独立性判据(如非高斯性极大化判据、负熵极大化判据、互信息极小判据和信息极大判据等),提出了一系列典型算法。Hyvärinen 提出的基于负熵极大化判据和固定点迭代的快速算法(fast ICA)是一种数值稳定、收敛速度较快、鲁棒的ICA方法<sup>[10]</sup>。它首先白化观测信号,即

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{V}\mathbf{x}(t) = \mathbf{V}\mathbf{H}\mathbf{s}(t) = \mathbf{U}\mathbf{s}(t) \quad (2)$$

其中:  $\mathbf{V}$  为白化矩阵。

这样将一个  $q \times p$  矩阵  $\mathbf{H}$  的确定问题,转化为一个  $p \times p$  正交矩阵  $\mathbf{U}$  的确定问题。 $\mathbf{U}$  的估计依赖于分离结果的负熵。负熵是非高斯性的一种严格度量,它可以用来度量分离结果的独立性。分离的源  $y_i(t) = \mathbf{w}_i^T \mathbf{z}(t)$  负熵估计为

$$J_G(\mathbf{w}_i) = [E\{G(\mathbf{w}_i^T \mathbf{z}(t))\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (3)$$

其中:  $v$  为具有零均值和单位方差的高斯分布的随机变量;  $\mathbf{w}_i^T$  为分离矩阵  $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_p]^T$  的第  $i$  行矢量。

通过以下目标函数的最大化,从而求得正交矩阵  $\mathbf{U}$  和独立源的分离

$$\sum_{i=1}^p J_G(\mathbf{w}_i) \quad (\text{wrt. } \mathbf{w}_i, i = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

约束为  $E\{(\mathbf{w}_k^T \mathbf{z}(t))(\mathbf{w}_l^T \mathbf{z}(t))\} = 0$ 。

## 2 基于虚拟信号的多级ICA 降噪方法

ICA 处理的对象通常为多维观测,当处理一维含噪观测时,必须引入适当的虚拟观测以将一维观测扩展为多维观测。考虑观测信号含  $M$  种噪声的情形,此时噪声  $\mathbf{b} = \sum_{i=1}^M \lambda_i b_i(t)$ , 其中  $\lambda_i$  为第  $i$  种噪声的权重。含噪观测可表示为

$$x_1(t) = s(t) + b(t) = s(t) + \sum_{i=1}^M \lambda_i b_i(t)$$

若引入  $b_1(t), b_2(t), \dots, b_M(t)$  形成虚拟观测向量  $\mathbf{x}_{\text{virtual}} = [x_2, x_3, \dots, x_{M+1}]^T$ , 则

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{M+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s + \sum_{i=1}^M \lambda_i b_i(t) \\ b_1 \\ \vdots \\ b_M \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & \lambda_1 & \lambda_2 & \cdots & \lambda_M \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s \\ b_1 \\ \vdots \\ b_M \end{bmatrix} = \mathbf{B}\mathbf{s} \quad (5)$$

通过ICA 可对虚拟满秩混合矩阵  $\mathbf{B}$  进行估计,分离源信号,从而实现观测信号的降噪。图1 为基于虚拟噪声观测的ICA 降噪流程<sup>[5]</sup>。

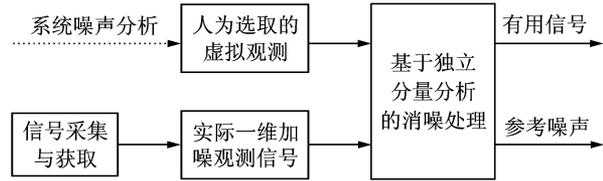


图1 基于虚拟噪声观测的ICA 降噪流程

在实际应用虚拟噪声观测的ICA 方法时,必须考虑观测信号中噪声的种类与性质。如果引入的虚拟观测数量、类型与实际观测噪声情况不匹配,则无法实现降噪目的。测量噪声的类型和数量相对比较容易获得,例如,可用信号发生器产生基准信号,然后对此基准信号进行采集,通过分析经模数转化而获取的数字化基准信号,即可大致了解量化误差产生的噪声影响情况;而背景噪声的类型较难获知。

针对现有基于虚拟噪声观测的ICA 降噪方法存在的不足,笔者提出一种基于虚拟信号的多级ICA 降噪方法,其基本流程如图2 所示。选取两路观测信号,每路观测信号分别用基于虚拟噪声观测的ICA 降噪方法,消除观测信号中与数据采集系统相关的测量噪声。实际使用多观测的ICA 方法降噪时,需要准确估计源的数目,以保证选取足够的观测信号满足观测数大于等于源数的前提条件。振动信号的源数较多,由于复杂的现场情况,较难满足观测数大于

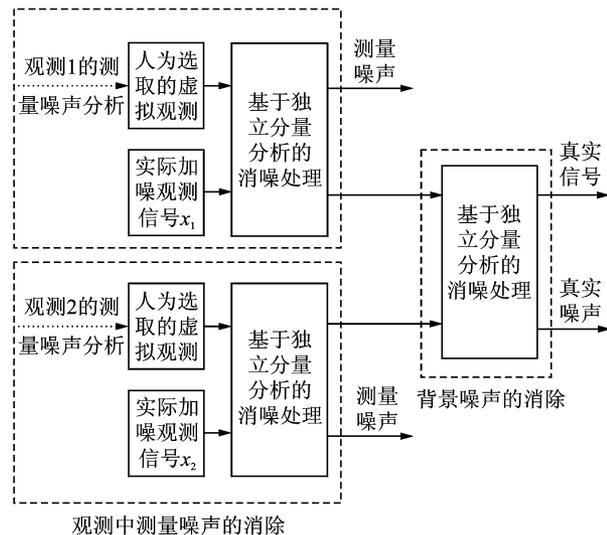


图2 基于虚拟信号的多级ICA 降噪流程

等于源数的前提条件<sup>[11]</sup>。在信噪比较低时,将有用信号(源信号的一个组合)视为一个虚拟源的源,噪声为另外的一个独立源;仅仅需要两个观测就能利用ICA方法实现有用信号和噪声的分离<sup>[12]</sup>,达到消噪的目的。对消除测量噪声后的两观测信号,用ICA方法实现背景噪声和有用信号的分离,达到背景噪声消除的目的。

### 3 仿真验证

为验证上述消噪方法,构造置于同基础上的两台旋转机械的仿真振源信号和一个均匀分布的噪声信号

$$\begin{cases} s_1 = (1 + \sin(40\pi t))\cos(280\pi t) \\ s_2 = \sin(60\pi t) \\ s_3 = \text{rand}(t) \end{cases} \quad (6)$$

3个仿真源信号的时域波形如图3所示。

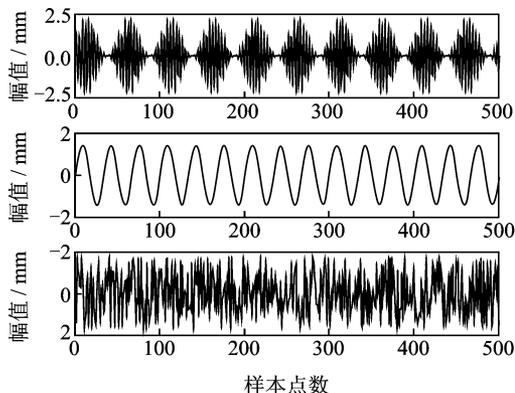


图3 源信号时域波形图

混合矩阵为随机产生的 $2 \times 3$ 矩阵

$$H = \begin{bmatrix} 0.124 5 & 0.285 6 & 0.683 4 \\ 0.214 3 & 0.136 2 & 0.535 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

混合后的信号分别加上模拟测量噪声的高斯分布噪声,两个通道的观测信号的时域波形如图4所示。从图4可以看到,源信号 $s_1$ 和 $s_2$ 被噪声信号淹没,无法直接从观测信号提取 $s_1$ 和 $s_2$ 的有关特征。

比较图5(a),(b)和(c),可以看出,当引入的虚拟噪声观测(高斯分布)与实际测量噪声(高斯分布)匹配时能有效地消除测量噪声;当引入的虚拟噪声观测(均匀分布)与实际测量噪声(高斯分布)不匹配时,无法消除观测中的测量噪声,如图5(d)所示。

图6为基于虚拟信号的多级ICA消噪后的时域波形。图6(a)为消噪后包含源1和源2的有用信号,图6(b)为包含源1和源2的实际观测。图7为基于虚拟信号的多级ICA消噪后的频谱图。新方法中的虚拟信号是源信号的一个虚拟组合,它和实际观测信

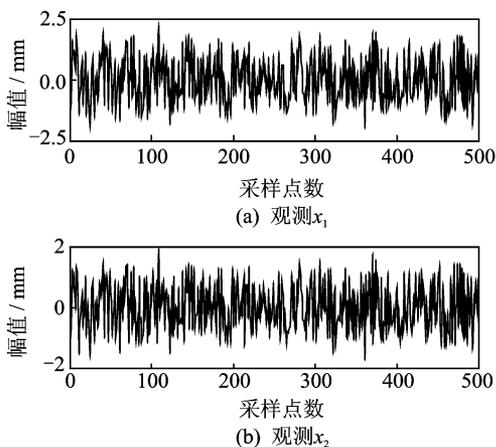


图4 观测信号时域波形图

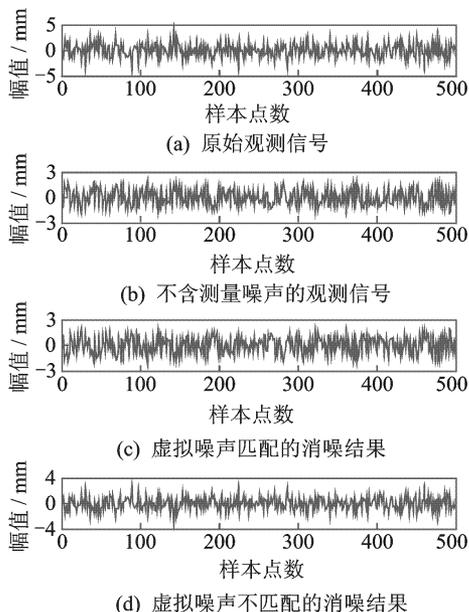


图5 测量噪声消除后的观测信号的时域波形图

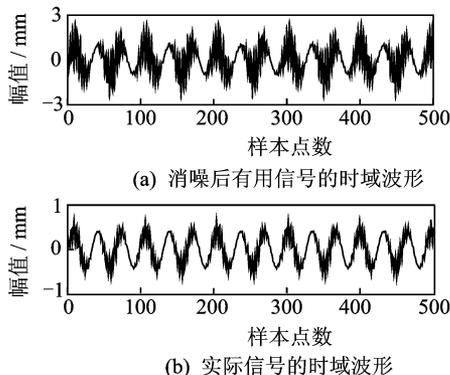


图6 VS-ICA消噪后信号和实际信号的时域波形图

号中的源的组分比例并不相同,但是包含的频率成分完全相同。从图6和图7可以看出,新方法消噪后得到虚拟信号的时域波形和原始信号波形有所不同,但是所含的频率成分完全相同,并已经消除了测量噪声和背景噪声。

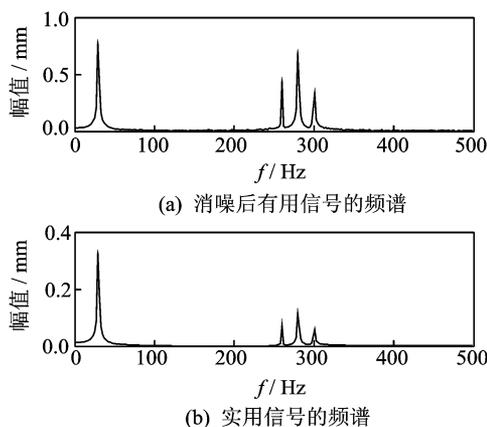


图7 VS-ICA 消噪后信号和实际信号的频谱图

## 4 结束语

针对旋转机械振动信号中不同类型的噪声,提出了一种基于VS-ICA的消噪方法,研究了该方法对振动信号中不同类型噪声的降噪性能。仿真结果表明,通过引入与测量噪声匹配的虚拟噪声观测,可以较好地消除与数据采集系统相关的测量噪声。对于统计特性较难获知的背景噪声,通过构造虚拟源,只需要两个通道观测就可以用ICA实现有用信号和背景噪声的分离,有效消除实际观测信号中的背景噪声,从而提高信号的信噪比。

### 参 考 文 献

[1] 刘红星,林京,屈梁生,等.信号时域平均处理中的若干问题探讨[J].振动工程学报,1997,10(4):446-450.  
Liu Hongxin, Lin Jing, Qu Liangsheng, et al. Discussion on signal averaging in time domain[J]. Journal of Vibration Engineering, 1997, 10(4): 446-450. (in Chinese)

[2] 袁静,何正嘉,王晓东,等.平移不变多小波相邻系数降噪方法及其在监测诊断中的应用[J].机械工程学报,2009,45(4):155-160.  
Yuan Jing, He Zhengjia, Wang Xiaodong, et al. Translation-invariant multiwavelets denoising using neighboring coefficient and its application to monitoring and diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(4): 155-160. (in Chinese)

[3] 唐贵基,王誉蓉,胡爱军,等.基于第二代小波变换的旋转机械振动信号去噪[J].噪声与振动控制,2007(1):51-53.  
Tang Guiji, Wang Yurong, Hu Aijun, et al. Denoising method and fault diagnosis of rotating machinery vibrating signal based on second generation wavelet transform[J]. Noise and Vibration Control, 2007(1): 51-53. (in Chinese)

[4] Hyvarinen A. Independent component analysis [M]. New York: John Wiley & Sons, INC, 2001: 5-10.

[5] 焦卫东,杨世锡,吴昭同.基于独立分量分析的噪声消除技术研究[J].浙江大学学报:工学版,2004,38(7):872-876.  
Jiao Weidong, Yang Shixi, Wu Zhaotong. Study of noise removal technique based on independent component analysis[J]. Journal of Zhejiang University: Edition of Engineering Science, 2004, 38(7): 872-876. (in Chinese)

[6] Servi R C, Fabry P. Blind source separation of noisy harmonic signals for rotating machine diagnosis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2004, 272(1-2): 317-339.

[7] 季忠,金涛,杨炯明,等.基于独立分量分析的消噪方法在旋转机械特征提取中的应用[J].中国机械工程,2005,16(1):50-53.  
Ji Zhong, Jin Tao, Yang Jiongming, et al. Applications of noise-reduction with ICA in feature extraction of rotating machinery[J]. China Mechanical Engineering, 2005, 16(1): 50-53. (in Chinese)

[8] 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, 116.  
Liu Tingting, Ren Xingmin. Application of independent component analysis to vibration signal separation of rotational machine[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(1): 36-41, 116. (in Chinese)

[9] 艾延廷,费成巍,张凤玲,等.ICA在航空发动机振动信号盲源分离中的应用[J].振动、测试与诊断,2010,30(6):671-674.  
Ai Yanting, Fei Chengwei, Zhang Fengling, et al. Blind source separation for aero-engines vibration signal by independent component analysis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(6): 671-674. (in Chinese)

[10] Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634.

[11] Antoni J. Blind separation of vibration components: principles and demonstrations [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(6): 1166-1180.

[12] Shin L L, Tung P C, Huang N E. Data analysis using a combination of independent component analysis and empirical mode decomposition[J]. Physical Review E, 2009, 79(066705): 1-6.



**第一作者简介:**周晓峰,男,1974年4月生,博士研究生。主要研究方向为智能检测与信号处理、机械状态监测与故障诊断。曾发表《改进支持向量机模型的旋转机械故障诊断方法》(《振动、测试与诊断》2009年第29卷第3期)等论文。

E-mail: zxf@zju.edu.cn