

DOI: 10.3901/JME.2014.05.057

# 多元消减约束独立分量分析及其在振源贡献量计算中的应用\*

张 杰 张周锁 朱冠汶 陈彬强 成 玮 何正嘉

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安 710049)

**摘要:** 为寻找机械系统的主要振源, 提出一种利用多元消减约束独立分量分析(Multi-unit deflation constraint independent component analysis, MDcICA)估计振源贡献量的方法。约束独立分量分析(Constraint independent component analysis, cICA)在经典独立分量分析(Independent component analysis, ICA)算法的对照函数中利用约束的形式引入源信号先验知识, 提高独立分量的精度和算法的稳定性, 并能够得到独立分量和振源信号的对应关系。在cICA中引入多元消减技术, 去除混合信号中每次迭代被提取的独立分量的成分。多元消减过程中混合信号能量的减少量等于被提取独立分量对混合信号的贡献量。将提出的算法引入到壳体激励试验台和圆筒结构试验台中, 成功地完成了试验台机械振源的分离和贡献量的计算。

**关键词:** 约束独立分量分析; 对照函数; 先验知识; 贡献量计算

**中图分类号:** TH17

## Multi-unit Deflation Constraint Independent Component Analysis and Its Application to Source Contribution Estimation

ZHANG Jie ZHANG Zhousuo ZHU Guanwen CHEN Binqiang CHENG Wei HE Zhengjia

(State Key Laboratory for Manufacturing and System Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

**Abstract:** To obtain the main vibration sources of the mechanical systems, the method to estimate the contributions of the vibration sources via multi-unit deflation constraint independent component analysis (cICA) is proposed. In cICA, the prior knowledge of the source signals is introduced to the contrast function of the traditional independent component analysis (ICA) as constraints, which can not only improve the accuracy of the independent components and the robustness of the algorithm, but also obtain the corresponding relationships between the independent components and the vibration sources. To remove the components in mixed signals, which corresponds to the independent component extracted at each iteration, the multi-unit deflation approach is introduced to the cICA. In multi-unit deflation, the energy reduction of the mixed signals corresponds to the contribution of the extracted independent component. The proposed algorithm is applied to the shell excitation test bench and the cylindrical structure test bench, and then the mechanical vibration source separation and contribution calculation of the test benches are successfully completed.

**Key words:** constraint independent component analysis; contrast function; prior knowledge; source contribution computation

## 0 前言

机械系统的振动噪声直接关系到机械系统的性能和寿命, 并对操作人员的身体健康和操作安全产生影响。计算机械系统运转部件对壳体振动的贡献量, 确定壳体振动的主要来源, 进而降低主要源

的振动噪声或者切断其传递路径, 能够显著地降低机械系统的振动和辐射噪声。然而机械系统的振源较多, 传递路径复杂, 并且存在背景噪声的干扰, 这给振源贡献量计算工作带来极大的困难。

独立分量分析(Independent component analysis, ICA)算法不需要建立振源到观测之间的传递模型, 仅仅通过观测信号就能得到振源信号和混合模式的估计<sup>[1]</sup>, 因而适于分析振动的来源问题。独立分量分析的概念最早由 COMON<sup>[2]</sup>提出, 他给出了 ICA 问题解决的思路, 并引入了对照函数的概念。基于

\* 国家自然科学基金(51275382)、国家自然科学基金委员会和中国工程物理研究院联合基金(11176024)和海军装备预研基金资助项目。20130131收到初稿, 20130802收到修改稿

ICA 的原理,很多 ICA 算法被提出来,著名的有自然梯度类方法<sup>[3]</sup>和快速独立分量分析(Fast independent component analysis, FastICA)算法<sup>[4]</sup>。这些算法在全局最优处提取出来的信号取决于选择的对照函数、寻优算法和算法初始值<sup>[5]</sup>,并且这些算法得到独立分量的次序不可预知。由于机械振动信号的混合方式与 ICA 模型不完全一致,而且实际信号中往往存在噪声干扰,使得这些算法的分离结果精度不高<sup>[6]</sup>。

考虑到机械系统振源信号的先验知识可以通过测量和经验得到,例如振源的统计特征,这些信息能够作为先验知识引入到 ICA 的对照函数中,改进独立分量的精度。为了在对照函数中利用先验知识,可以使用先验知识构造源信号的粗略估计,并以参考信号的形式引入到 ICA 中。这些参考信号能够把振源信号和干扰噪声区别开来,但是不完全等同于对应的源信号。基于这些考虑和要求,约束独立分量分析(Constraint independent component analysis, cICA)<sup>[5, 7]</sup>被提出来,并广泛地应用在生物医学图像处理<sup>[8]</sup>、人脸识别<sup>[9]</sup>和机械故障诊断<sup>[10]</sup>中。cICA 算法通过在经典 ICA 算法中增加等式约束使得分离矩阵的范数为 1,增加不等式约束使得分离的独立分量具有类似参考信号的统计特征<sup>[7]</sup>。HUANG 等<sup>[11]</sup>指出了不等式约束的不足,给出替代方程,并讨论了几种相似测度的优缺点。LIN 等<sup>[8]</sup>使用归一化步骤代替等式约束,并利用预白化代替原来的矩阵求逆运算,使得算法的收敛速度大大提高。LIN 等给出的是一元算法,即每次只提取一个独立分量。cICA 只能依照参考信号的数目给出相应数目的独立分量。

本文研究了基于 cICA 算法计算机机械系统振源贡献量的方法。针对 cICA 算法仅依靠参考信号完成独立分量分析,并不能提取所有的独立分量信号,提出利用多元消减法完成所有独立分量的提取。然后基于 cICA 算法分离得到的结果,提出一种新的振动噪声源贡献量计算方法。仿真、壳体激励试验台和圆筒结构试验台的应用结果表明该方法可以有效地从观测信号中分离出机械振源信号,并能够完成振源贡献量的计算。

## 1 独立分量分析的模型和经典算法

### 1.1 独立分量分析的模型

假设  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$  是  $m$  维离散混合信号(观测信号),  $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$  是  $n$  维源信号,源信号在统计上是互相独立的。假设各个源信号之间是线性瞬时混合的,那么混合信号  $\mathbf{x}$  和源信号  $\mathbf{s}$  之间

的输入输出关系可以用下面的方程来描述

$$x_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}s_j + n_i \quad i=1,2,\dots,m \quad j=1,2,\dots,n$$

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} + \mathbf{N} \quad (1)$$

式中  $x_i$ ——第  $i$  个传感器测得的混合信号;

$s_j$ ——第  $j$  个源信号;

$n_i$ ——第  $i$  个混合信号的噪声;

$\mathbf{N}$ —— $m$  维噪声信号;

$\mathbf{A}$ ——需要计算的  $m \times n$  维常数混合矩阵。

通常假设模型是无噪声的。

ICA 算法需要解决的问题就是确定一个分离矩阵  $\mathbf{W}$ ,使得可以通过式(2)估计源信号

$$\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T = \mathbf{W}\mathbf{x} \quad (2)$$

式中  $\mathbf{y}$ —— $n$  维源信号的估计;

$\mathbf{W}$ ——分离矩阵;

$$\mathbf{W} = (\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_n)^T;$$

$\mathbf{w}_i$ ——分离矢量。

在一般假设条件下,混合信号可以在保持波形的意义上恢复成源信号,信号的能量和排序不可恢复<sup>[12]</sup>。

### 1.2 基于负熵的快速独立分量分析算法

ICA 算法是用来寻找混合信号的一种线性变换,使得分离得到的独立分量之间尽量互相独立。使用负熵  $J$  衡量两个分量之间的独立性<sup>[4]</sup>

$$J(\mathbf{y}) = H(\mathbf{v}) - H(\mathbf{y}) \quad (3)$$

式中  $H$ ——随机变量  $\mathbf{y}$  的微分熵;

$\mathbf{v}$ ——具有与  $\mathbf{y}$  相同协方差矩阵的高斯变量。

由于变量的概率密度分布通常是不可知的,而且概率密度函数的估计很困难,通常使用负熵的近似形式<sup>[13]</sup>

$$J(\mathbf{y}) \propto \left[ E\{G(\mathbf{y})\} - E\{G(\mathbf{v})\} \right]^2 \quad (4)$$

式中  $E$ ——数学期望;

$G$ ——任意的非二次函数,常用的形式可参考文献[14]。

这样 ICA 问题就转化为带约束的非线性寻优问题

$$\max_{\mathbf{W}} J(\mathbf{y})$$

$$\text{s.t.} \quad E\left\{\left(\mathbf{w}_p^T \mathbf{x}\right)\left(\mathbf{w}_q^T \mathbf{x}\right)\right\} = \delta_{pq} = \begin{cases} 1 & p=q \\ 0 & p \neq q \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T = (\mathbf{w}_1^T \mathbf{x}, \mathbf{w}_2^T \mathbf{x}, \dots, \mathbf{w}_n^T \mathbf{x})^T$ 。

使用约束问题求解的 Kuhn-Tucker 条件,得到式(5)的迭代公式,然后利用固定点迭代算法对迭代

公式进行改进, 得到

$$\mathbf{w}^*(k+1) = \mathbb{E} \left\{ \mathbf{z} g \left( \mathbf{w}(k)^T \mathbf{z} \right) \right\} - \mathbb{E} \left\{ g' \left( \mathbf{w}(k)^T \mathbf{z} \right) \right\} \mathbf{w}(k) \quad (6)$$

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}^*(k+1) / \|\mathbf{w}^*(k+1)\| \quad (7)$$

式中  $\mathbf{z}$ ——白化处理后的混合信号  $\mathbf{x}$ ;

$g$ —— $G$  的导数。

白化处理是指去均值, 标准化方差, 然后使用主分量分析去除二阶相关。重复计算式(6)直至收敛得到分离矢量  $\mathbf{w}$ 。通过抽取策略可以完成整个分离过程。

该 ICA 算法拥有固定点迭代算法带来的快速收敛性能和负熵对照函数带来的鲁棒性, 因而不仅高效, 而且稳定<sup>[1,4]</sup>。

## 2 多元消减 cICA 及贡献量计算方法

为了计算振源信号的贡献量, 并得到全局分离矩阵, 在 cICA 算法中引入多元消减办法, 得到多元消减约束独立分量分析 (Multi-unit deflation constraint independent component analysis, MDcICA) 算法。MDcICA 能够依照参考信号的次序给出相应的独立分量信号。下面介绍 MDcICA 算法和贡献量计算方法。

### 2.1 一元 cICA 算法

定义输出变量  $y(t)$  和参考信号  $r(t)$  之间的相似测度  $\varepsilon(y, r)$ , 这是在经典 ICA 算法中引入的先验约束, 使得 ICA 算法仅得到一个全局最优解  $\mathbf{w}^*$ , 这样输出信号  $y(t) = \mathbf{w}^{*T} \mathbf{x}(t)$  就等于期望得到的源信号  $s^*(t)$ 。

由 Hyvarinen 提出的负熵对照函数的近似函数的一元形式如式(8)所示

$$J(y) \approx \rho \left[ \mathbb{E} \{ G(y) \} - \mathbb{E} \{ G(v) \} \right]^2 \quad (8)$$

式中  $\rho$ ——正常数, 用来调节算法的步长;

$V$ ——具有与  $y$  相同协方差的高斯变量;

$G$ ——非二次函数。

假设对照函数  $J(y)$  有  $M$  个全局最优解  $\mathbf{w}_i, i=1, 2, \dots, M$ , 则得到  $M$  个源信号的估计。定义一个相似测度  $\varepsilon(y, r)$ , 该测度在  $\mathbf{w} = \mathbf{w}^*$  的时候得到最小值, 即

$$\varepsilon(\mathbf{w}^{*T} \mathbf{x}, r) < \varepsilon(\mathbf{w}_1^T \mathbf{x}, r) \leq \dots \leq \varepsilon(\mathbf{w}_{M-1}^T \mathbf{x}, r) \quad (9)$$

因此, 选取一个阈值  $\xi$  区分具有特定特征的源

信号  $s^*$  和其他的源信号, 仅当  $g(\mathbf{w}) = \varepsilon(y, r) - \xi \leq 0$  得到满足时,  $y^* = s^*$ 。将  $g(\mathbf{w})$  当作约束引入到对照函数式(8)中, 得到一元 cICA

$$\begin{aligned} \max \quad & J(y) \approx \rho \left[ \mathbb{E} \{ G(y) \} - \mathbb{E} \{ G(v) \} \right]^2 \\ \text{s.t.} \quad & g(\mathbf{w}) \leq 0 \quad h(\mathbf{w}) = \mathbb{E} \{ y^2 \} - 1 = 0 \end{aligned} \quad (10)$$

等式约束  $h(\mathbf{w})$  用来保证对照函数  $J(y)$  和权重矢量  $\mathbf{w}$  的范数为 1。倘若在每一步迭代中使用归一化运算  $\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_{k+1} / \|\mathbf{w}_{k+1}\|$  代替式(10)中的等式约束, 则可以降低一元 cICA 算法的运算量, 而新的一元 cICA 的框架如下

$$\begin{aligned} \max \quad & J(y) \approx \rho \left[ \mathbb{E} \{ G(y) \} - \mathbb{E} \{ G(v) \} \right]^2 \\ \text{s.t.} \quad & g(\mathbf{w}) \leq 0 \end{aligned} \quad (11)$$

使用松弛变量  $Z$ , 不等式约束  $g(\mathbf{w})$  可以变换为等式约束  $g(\mathbf{w}) + Z^2 = 0$ 。式(11)中的广义 Lagrangian 方程为

$$L(\mathbf{w}, \mu) = J(y) - \frac{1}{2\gamma} \left[ \max^2 \{ \mu + \gamma g(\mathbf{w}), 0 \} - \mu^2 \right] \quad (12)$$

为了得到式(12)中的最大值, 利用固定点迭代法来更新权重矢量  $\mathbf{w}$

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k - \eta \mathbf{R}_{xx}^{-1} L'_{\mathbf{w}_k} / \delta(\mathbf{w}_k) \quad (13)$$

$$L'_{\mathbf{w}_k} = \bar{\rho} \mathbb{E} \{ \mathbf{x} G'_y(y) \} - 0.5 \mu \mathbb{E} \{ \mathbf{x} g'_y(\mathbf{w}_k) \} \quad (14)$$

$$\delta(\mathbf{w}) = \bar{\rho} \mathbb{E} \{ \mathbf{x} G''_{y^2}(y) \} - 0.5 \mu \mathbb{E} \{ \mathbf{x} g''_{y^2}(\mathbf{w}_k) \} \quad (15)$$

$$\mu_{k+1} = \max \{ 0, u_k + \gamma g(\mathbf{w}_k) \} \quad (16)$$

重复计算式(12)直至收敛, 得到一个分离矢量。通过设计不同的参考信号可以得到多个分离矢量。但是该式计算量较大, 并且不能用来估计振源贡献量。

### 2.2 改进的一元 cICA 算法

由于矩阵  $\mathbf{R}_{xx}$  求逆计算复杂, 容易引起算法不稳定。为了避免矩阵求逆运算, 使用预白化处理手段对混合信号  $\mathbf{x}$  进行白化预处理

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{V} \mathbf{x} \quad (17)$$

式中,  $\mathbf{V}$  是白化矩阵。对应  $\tilde{\mathbf{x}}$  的协方差矩阵就等于单位矩阵, 即

$$\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}} = \mathbb{E} \{ \tilde{\mathbf{x}} \tilde{\mathbf{x}}^T \} = \mathbf{I} \quad (18)$$

进而求取权重矢量  $\mathbf{w}$  的迭代式(16)化简为

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k - \eta L'_{\mathbf{w}_k} / \delta(\mathbf{w}_k) \quad (19)$$

式(19)由于避免了矩阵求逆运算, 计算量大大降低,

算法的稳定性得到提高。这样得到一元 cICA 算法。

### 2.3 MDcICA 算法

原则上可以使用不同的参考信号提取出所有的源信号。为了直接利用多元参考信号进行 cICA, 并且计算相应源信号的贡献量, 在每一步迭代之后引入消减处理的技术。假设已经提取了  $p-1$  个矢量  $w_1, w_2, \dots, w_{p-1}$ , 现在使用一元 cICA 算法提取第  $p$  个分量, 需要在迭代中对  $x_p$  进行如下正交化

$$x_p = x_{p-1} - w_{p-1}^T y_{p-1} \quad (20)$$

式中  $x_p$ ——第  $p$  步迭代中的混合信号;

$w_{p-1}$ ——第  $p-1$  步中的分离矢量;

$y_{p-1}$ ——第  $p-1$  步中提取出的独立分量。

### 2.4 贡献量计算方法

使用 MDcICA 算法得到的全局分离矩阵  $W$  的每一行  $w_i$  是  $R^m$  空间的标准正交基, 拥有式(21)中的性质

$$w_i w_j^T = \delta_{ij} = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \quad (21)$$

$i, j = 1, 2, \dots, m$

通过混合信号和分离矢量, 得到

$$x_{-i} = x - \langle x, w_i \rangle w_i \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (22)$$

式中  $x_{-i}$ ——混合信号  $x$  减  $y_i(w_i^T x)$  贡献后的信号;

$\langle x, w_i \rangle$ —— $x$  与  $w_i$  的内积;

$\langle x, w_i \rangle w_i$ —— $x$  在  $w_i$  上的投影。

$y_i$  和源信号之间的对应关系由先验知识确定。

通过对比  $x_{-i}$  和  $x$  之间的能量, 得到源  $y_i$  的贡献量

$$R_i = 1 - \frac{\|x_{-i}\|_2^2}{\|x\|_2^2} \quad (23)$$

式中,  $R_i$  是和  $y_i$  对应的源的贡献量百分比。

## 3 仿真试验分析

利用仿真信号验证算法提取具有和参考信号相似特征独立分量的能力, 并结合仿真试验过程给出计算振源贡献量的方法。

机械系统内部存在大量的旋转部件、齿轮箱和轴承。旋转部件工作时, 振动信号表现为周期信号, 齿轮箱、滚动轴承等旋转零部件之间的振动相互耦合和发生轻微故障时, 振动信号具有调幅、调频和振荡衰减的特征。仿真试验中使用周期信号  $s_1$ 、调频信号  $s_2$ 、调幅信号  $s_3$ 、振荡衰减信号  $s_4$  模拟源信号, 高斯信号  $s_5$  模拟环境噪声, 其表达式分别为

$$\begin{cases} s_1 = \cos(2\pi f_1 t) \\ s_2 = \cos(2\pi f_2 t \sin(2\pi f_3 t)) \\ s_3 = \cos(2\pi f_4 t) \cos(2\pi f_5 t) \\ s_4 = \sum_{i=0}^7 \cos(2\pi f_6 (t - bi)) \exp(-a(t - bi)) \\ s_5 = n(t) \end{cases} \quad (24)$$

振源信号  $s = (s_1, s_2, \dots, s_5)^T$ , 式(24)中各个参数如表 1 所示, 源信号的时域波形如图 1 所示。

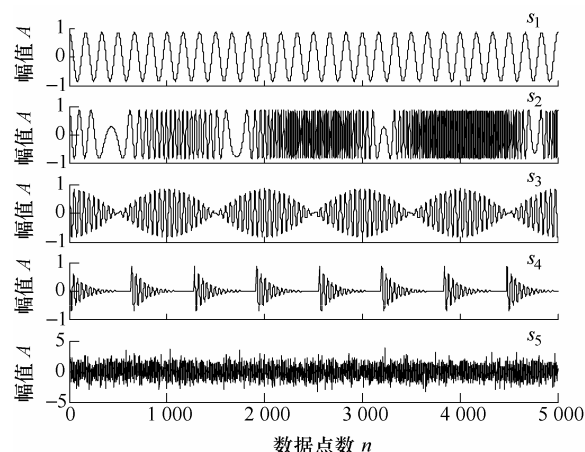


图 1 源信号时域波形

表 1 仿真信号的参数

参数	取值	参数	取值
周期频率 $f_1/\text{Hz}$	30	调幅信号调制频率 $f_5/\text{Hz}$	2.5
调频信号载波频率 $f_2/\text{Hz}$	50	振荡衰减信号振荡频率 $f_6/\text{Hz}$	100
调频信号调制频率 $f_3/\text{Hz}$	5	振荡衰减信号衰减率 $a$	20
调幅信号载波频率 $f_4/\text{Hz}$	100	振荡衰减信号延时 $b/\text{s}$	0.625

混合矩阵  $A$  中的元素从开区间(0,1)上的标准均匀分布中随机抽取, 混合矩阵  $A$  的维数为  $5 \times 5$ 。使用混合矩阵  $A$  对源信号进行线性混合, 得到混合信号的波形如图 2 所示。图 2 中  $x_1$  表示混合信号 1, 依次类推。

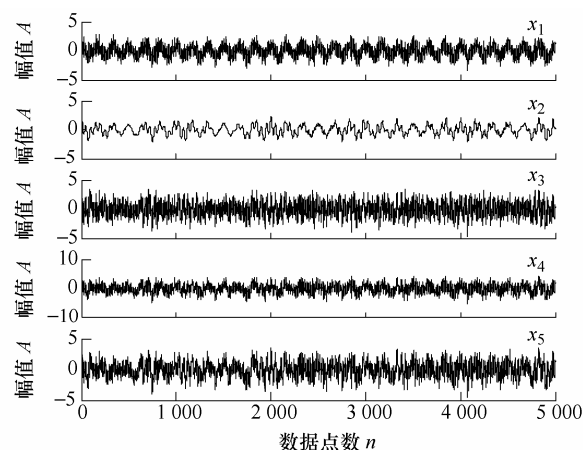


图 2 混合信号时域波形

应用本文提出的 MDcICA 算法对图 2 中的混合信号进行分离,得到的独立分量信号如图 3 所示。通过对比图 1 和图 3 可以看出,独立分量信号不仅在波形上与源信号极为相似,而且在排列次序上与源信号保持一致。这是由于参考信号的次序与源信号的次序一致,说明该方法能够提取具有特定特征的独立分量。图 3 中 IC<sub>1</sub> 表示分离得到的第一个独立分量,依次类推。

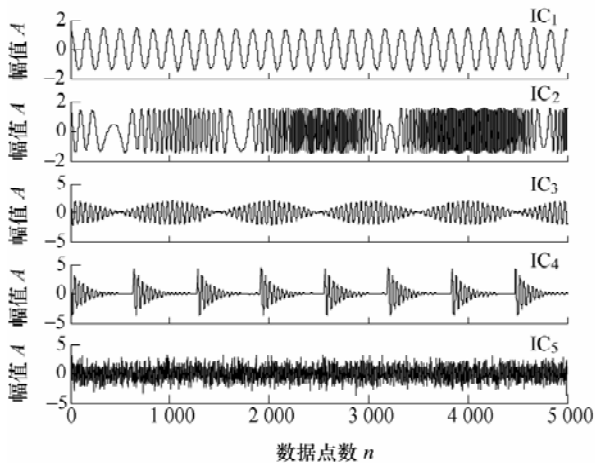


图3 独立分量的时域波形(MDcICA 算法)

为了进一步说明本文方法的有效性,应用 FastICA 算法<sup>[4]</sup>用来分析同样的数据,得到的独立分量信号的时域波形如图 4 所示。从图 1 和图 4 的对比中可以看出 FastICA 算法仅能够得到源信号的波形。

使用相似性指标( $L$ )来度量得到的独立分量和源信号之间的相似度

$$L = 10 \lg(\sigma^2 / \varepsilon^2)$$

式中,  $\sigma^2$  表示源信号的方差,  $\varepsilon$  表示源信号和独立分量之间的均方误差。当独立分量信号和源信号相似时,他们之间的均方误差较小,则  $L$  越大表示分离结果越好。FastICA 方法和 MDcICA 方法分离算法的相似性指标  $L$  如表 2 中所示。

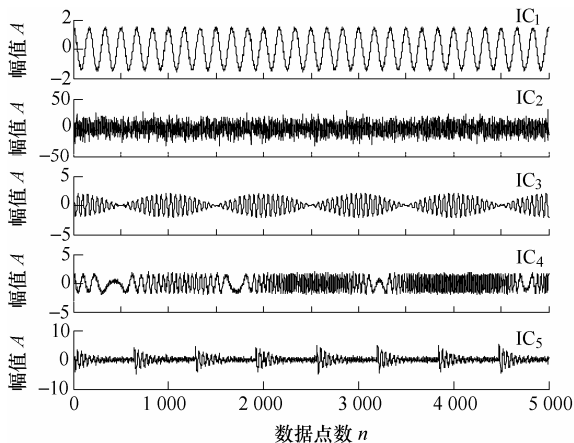


图4 独立分量的时域波形(FastICA 算法)

表2 两种方法的相似性指标对比

方法	相似性指标 $L/\text{dB}$				
	IC <sub>1</sub>	IC <sub>2</sub>	IC <sub>3</sub>	IC <sub>4</sub>	IC <sub>5</sub>
FastICA	21.75	-7.15	21.48	-16.74	-1.00
MDcICA	24.20	17.35	16.91	12.34	22.34

从表 2 中两种方法的相似性指标对比可以看出, MDcICA 算法能够准确地估计五个源信号。而 FastICA 算法仅仅对周期信号和调幅信号做出了较好的估计,其他源信号的估计偏差较大。

使用提出的贡献量计算方法对 MDcICA 得到结果进行分析,计算出各个源信号对混合信号的贡献量为[20.34% 16.93% 11.83% 2.10% 48.76%]。

为了计算仿真源信号对混合信号的真实贡献量,使用零矢量代替源信号的某一行(此源信号不工作),通过相同的混合矩阵对源信号进行混合,计算混合信号的能量与原混合信号能量的差占原混合信号能量的百分比,即为真实源信号的贡献量:[20.42% 15.87% 11.47% 2.36% 49.43%]。

对比两种方法得到的贡献量,发现使用 MDcICA 算法对混合信号进行分离,并利用提出的贡献量计算方法得到的结果与真实值的偏差最大仅有 1.05%,表明该方法能够完成源信号贡献量的计算,并寻找出混合信号的主要来源。

## 4 试验数据分析

机械系统运行时,振动过大会降低其工作性能,影响使用寿命。机械系统的振动部件的振动经由复杂的路径传递到壳体上,然后辐射到外界,会影响操作人员的健康。因此使用信号处理的方法得到振源的贡献量并降低主要振源的振动,对于降低机械系统的振动噪声和提高机械系统的寿命和性能具有重要的意义。

### 4.1 案例一:算法在壳体激励试验台的验证

将提出的基于 MDcICA 的贡献量计算方法应用到壳体激励试验台的壳体振动数据中,分析壳体激励试验台振动的主要来源。壳体激励试验台如图 5 所示。使用三个激振器模拟振源信号,使用五个加速度传感器采集壳体上的振动信号。三个激振器模拟的周期振动信号的激励频率分别为 20 Hz, 50 Hz 和 130 Hz。加速度传感器采集到的五个通道的混合信号如图 6 所示。从图 6 中难以估计各个振源信号对壳体振动的贡献量。

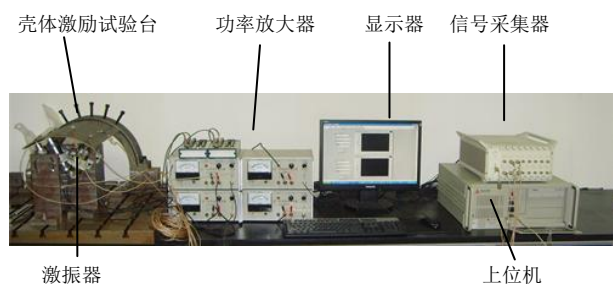


图5 壳体激励试验台与数据采集系统

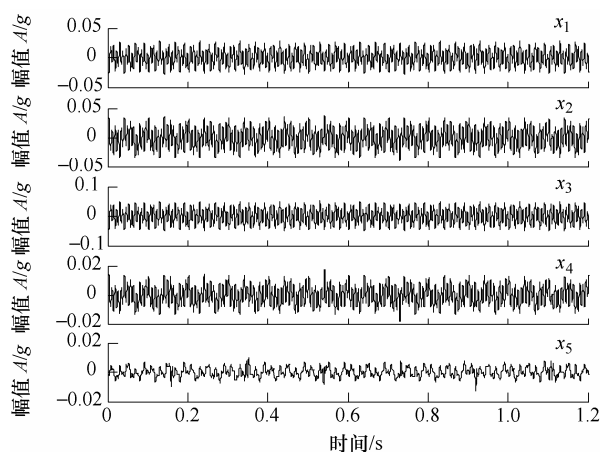


图6 混合信号的时域波形

为了得到独立分量和振源贡献量,使用 MDcICA 算法对图6中五个通道的混合信号进行处理。

选择参考信号时,不需要参考信号的波形与源信号的波形完全一致。仅要求形状大体一致,冲击的发生时刻相同即可。基于这些要求,使用具有与激励信号相同频率和相位的矩形波作为参考信号,三个参考信号的波形如图7所示。算法得到的独立分量信号的时域波形如图8所示,独立分量信号的频谱如图9所示。可以清晰地看出独立分量信号是带有一些干扰的周期信号,而且三个独立分量信号的周期分别为 20 Hz, 50 Hz 和 130 Hz,这与激励器的激励信号一致。

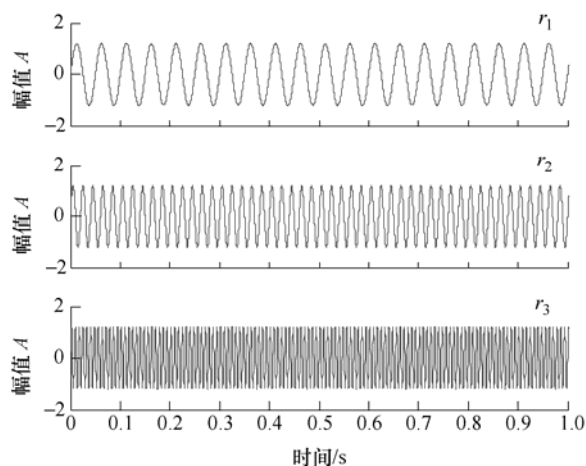


图7 参考信号的时域波形

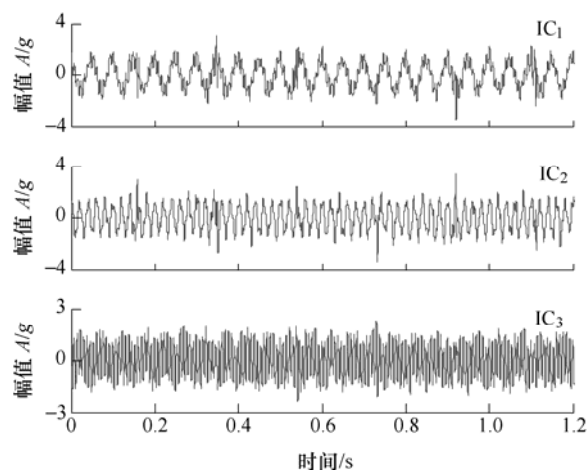


图8 独立分量信号的时域波形(MDcICA 算法)

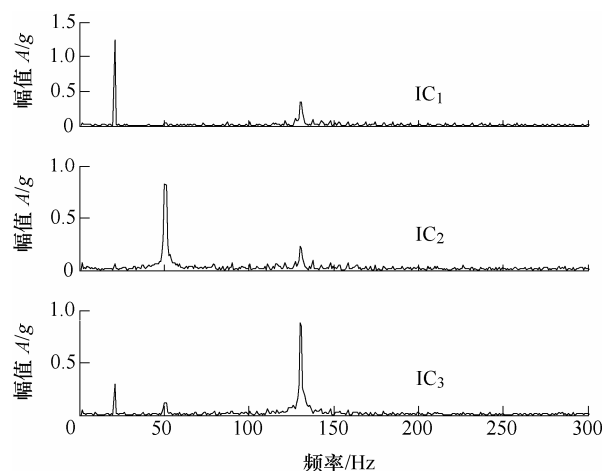


图9 独立分量信号的频谱(MDcICA 算法)

从混合信号中提取出独立分量和混合矩阵后,利用提出的贡献量计算方法计算振源的贡献量。对比图7和图8可知独立分量信号与源信号的排列次序一致,可知分离矩阵  $\mathbf{W}$  的各个行矢量  $\mathbf{w}_i$  ( $i=1, 2, 3$ ) 与振源信号同样是一一对应的。使用式(22)计算消减振源  $i$  贡献后的混合信号  $\mathbf{x}_i$ , 然后利用式(23)计算振源  $i$  的贡献量。各个振源的贡献量依次为[4.00% 14.49% 81.46%]。从计算的过程可以看出,该算法能够同时计算出振源对所有测点的平均贡献量。

使用 FastICA 算法处理图6中的混合信号,并使用相同的方法计算三个激励器的贡献量。计算得到的源贡献量分别为[4.27% 28.48% 67.21%]。

为了检验两种算法的有效性,通过试验的方法来获得激励器对壳体的真实贡献量。使用与上述试验相同工况的单一激励器激励壳体结构,获取单一激励器激励时候的壳体振动能量值。该能量值与上述试验壳体振动能量的比值即该激励器的贡献量大小。利用试验的方法得到三个激励器的贡献量的大小分别为[3.35% 16.78% 79.06%]。cICA 和 FastICA 算法得到贡献量的误差对比在表3中给出。



表 3 两种算法计算的贡献量误差(壳体激励试验台) %

方法	激振器 1	激振器 2	激振器 3
FastICA	0.92	13.99	14.25
cICA	0.65	2.29	2.40

从表 3 可以看出,基于 MDcICA 得到的贡献量的误差比 FastICA 算法的误差小。提出算法的贡献量计算误差最大为 2.4%,表明该算法能够有效地估计壳体试验台中振源信号的贡献量。

#### 4.2 案例二:算法在圆筒结构试验台的验证

本文提出的方法同样应用于圆筒结构试验台的振源提取与贡献量计算。圆筒结构试验台如图 10 所示。一个安装在隔板上的偏心电动机用来模拟机械系统的主振源。两个激振器用来模拟辅助振源,分别激励圆筒结构的两个隔板。偏心电动机的转速为 750 r/min,激振器一输入载波频率为 120 Hz,调幅频率为 8 Hz 的调幅信号,激振器二输入频率为 190 Hz 的正弦信号。



(a) 试验台全图



(b) 偏心电动机



(c) 激振器

图 10 圆筒结构试验台

使用传感器采集壳体上的振动信号。依照能量大小和振源信息的全面性筛选四个观测信号的波形如图 11 所示。

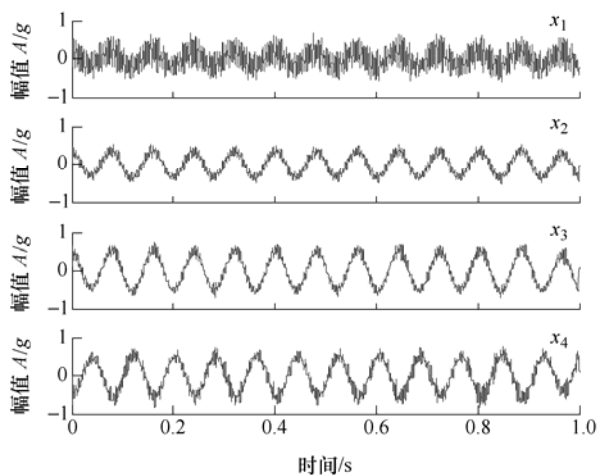


图 11 混合信号的时域波形

为了得到圆筒结构试验台壳体上振动的来源和贡献量大小,使用 MDcICA 方法处理图 11 中的混合信号。参考信号的选择方法与案例一类似,这里不再赘述。参考信号的波形在图 12 中给出。算法得到的独立分量信号的波形和频谱在图 13 中给出。从图 13 中可以看出,振源信号基本上被提取出来,并且这振源信号的次序与参考信号的次序是一致的。

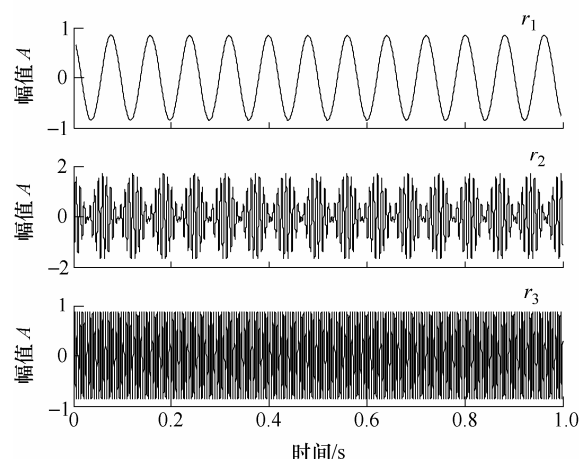


图 12 参考信号的时域波形图

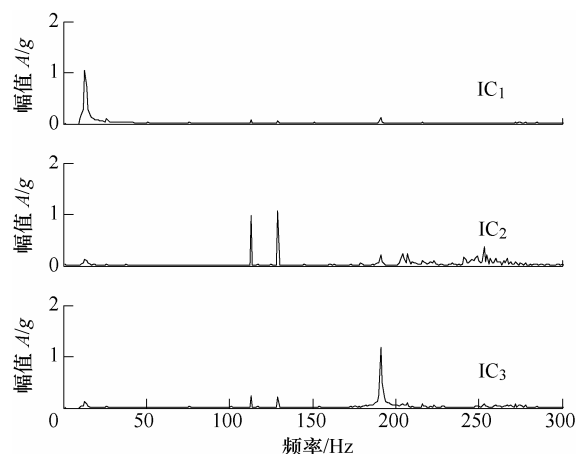


图 13 独立分量信号的频谱(MDcICA 算法)

然后使用提出的贡献量计算方法分析 MDcICA 算法得到的结果,分析的方法和过程与案例一类似。得到的各个振源的贡献量依次为[80.85% 2.58% 16.57%]。

FastICA 算法同样用来处理图 11 中的混合信号,得到的独立分量的频谱如图 14 所示。从图中可以看出, FastICA 并不能成功地分离出各个振源信号。使用提出的贡献量计算方法分析 FastICA 的结果,得到各个振源的贡献量为[40.08% 55.88% 4.04%]。为了验证两种算法的有效性,使用与案例一中相同的方法得到各个振源的真实贡献量。真实贡献量结果为[81.38% 1.51% 17.11%]。MDcICA 和

FastICA 算法的贡献量误差如表 4 所示。从表 4 中可以看出,提出的基于 MDcICA 的贡献量分析算法能够精确地给出振源的贡献量。基于 FastICA 结果得到的贡献量误差较大的原因是因为该算法没有能够有效地完成独立分量的分离。

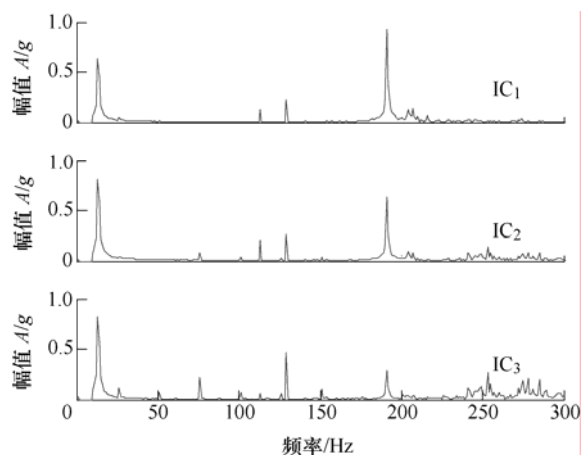


图 14 独立分量信号的频谱(FastICA 算法)

表 4 两种算法计算的贡献量误差(圆筒结构试验台) %

方法	主振源	激振器 1	激振器 2
FastICA	41.30	54.37	13.07
clICA	0.33	1.07	0.54

提出的贡献量计算方法得到的结果表明主振源对圆筒试验台的振动贡献最大。在降低主振源的振动大小后,整个试验台的振动得到了有效地控制。该应用结果表明提出的贡献量定量计算方法在振动噪声溯源和减振降噪中有着重要的工程应用意义。

## 5 结论

(1) MDcICA 算法通过在负熵对照函数中引入约束,得到优化的对照函数,并使用固定点算法进行迭代寻优。优化对照函数拥有负熵对照函数的稳定性好的优点;由于引入了带有源信号先验知识的约束,算法不仅收敛精度高,还可以提取具有特定特征的源信号;使用固定点算法进行迭代寻优,收敛速度快;通过引入消减处理的办法,MDcICA 可以顺序分离多个源信号。

(2) 提出的贡献量计算方法在 MDcICA 算法计算结果的基础上,充分利用分离矢量之间的正交性,通过对混合信号进行简单运算,得到独立分量对混合信号的贡献量。该方法简单,但具有很高的精度。

(3) 将 MDcICA 算法及贡献量计算方法应用到壳体激励试验台和圆筒结构试验台的振源识别及贡献量计算中。从混合信号中分离出的独立分量表明

该算法可以有效识别试验台的振源信号,贡献量计算的结果表明该算法能够得到试验台各个振源对壳体振动的贡献量。

## 参 考 文 献

- [1] HYVARINEN A, OJA E. Independent component analysis: Algorithms and applications [J]. Neural Networks, 2000, 13(4-5): 411-430.
- [2] COMON P. Independent component analysis, a new concept? [J]. Signal Processing, 1994, 36: 287-314.
- [3] AMARI S, CHEN T, CICHOCKI A. Nonholonomic orthogonal learning algorithms for blind source separation [J]. Neural Computation, 2000, 12: 1463-1484.
- [4] HYVARINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634.
- [5] LU W, RAJAPAKSE J C. Approach and applications of constrained ICA [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(1): 203-212.
- [6] 成玮, 张周锁, 何正嘉. 基于独立分量分析的潜艇振源贡献量定量计算方法[J]. 机械工程学报, 2010, 46(7): 82-87.
- CHENG Wei, ZHANG Zhousuo, HE Zhengjia, Quantitative calculation of vibration source contributions of submarines based on independent component analysis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(7): 82-87.
- [7] LU W, RAJAPAKSE J C. ICA with reference [J]. Neurocomputing, 2006, 69: 570-576.
- [8] LIN Q H, ZHENG Y R, YIN F L, et al. A fast algorithm for one-unit ICA-R [J]. Information Sciences, 2007, 177: 1265-1275.
- [9] THANG N D, RASHEED T, LEE Y, et al. Content-based facial image retrieval using constrained independent component analysis [J]. Information Sciences, 2011, 181: 3162-3174.
- [10] WANG Z Y, CHEN J, DONG G M, et al. Constrained independent component analysis and its application to machine fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25: 2501-2512.
- [11] HUANG D S, MI J X. A new constrained independent component analysis method [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2007, 18(5): 1532-1535.
- [12] TONG L, INOUE Y, LIU R. Waveform preserving blind estimation of multiple independent sources [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(7): 2461-2470.
- [13] HYVARINEN A. New approximations of differential



entropy for independent component analysis and projection pursuit [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1998, 10: 273-279.

- [14] HYVARINEN A, KARHUNEN J, OJA E. Independent component analysis [M]. New York: John Wiley& Sons, Inc., 2001.

作者简介: 张杰, 男, 1986 年出生, 博士研究生。主要研究方向为机械设备状态监测与故障诊断。

E-mail: epicureans@163.com

张周锁(通信作者), 男, 1964 年出生, 教授。主要研究方向为机械状态监测、机械故障智能诊断与预示和机械动态分析。

E-mail: zzs@mail.xjtu.edu.cn