

基于改进 S 变换和 ICA 的相关源分离方法*

韦成龙¹, 周以齐¹, 李瑞¹, 于刚²

(1. 山东大学机械工程学院 济南, 250061) (2. 济南大学自动化与电气工程学院 济南, 250061)

摘要 含有同频成分的机械振源信号不满足统计独立条件, 无法直接采用传统盲源分离方法进行分离与识别, 为解决该问题, 提出了一种基于改进 S 变换(modified S-transform, 简称 MST)和独立成分分析(independent component analysis, 简称 ICA)的相关源分离方法。首先, 通过改进 S 变换对观测信号进行时频化处理, 利用相关成分在时频域中实部和虚部的向量夹角, 识别并剔除混合信号中的相关项, 保证新的观测信号满足独立性条件; 其次, 以负熵为独立性测度, 基于快速固定点独立成分分析进行分离矩阵估计; 最后, 将该矩阵用于最初的观测信号, 从而分离出振源信号, 定量计算各个振源的贡献比。通过仿真和实例分析验证了该方法在相关性振源分离中的有效性。

关键词 相关源分离; 改进 S 变换; 独立成分分析; 分离矩阵估计

中图分类号 TH17; TN911.7

引言

机械系统运行时各个部件同时工作, 由于受到不同振动源的激励, 测试采集的振动信号往往是多源混合的结果。如何从复杂的观测信号中快速准确地分离出源信号, 对于振源识别和贡献量估计具有重要意义。独立成分分析作为盲源分离的常用方法, 在源未知的情况下, 仅利用观测信号和先验知识分离和提取信号源的过程, 广泛应用于噪声控制、振源识别和故障诊断等领域^[1-2]。

ICA 以源信号相互统计独立作为假设条件, 基于非高斯性最大化原理分离观测变量, 而在实际工程应用中, 严格的统计独立往往过于理想化。尤其对于动力机械来说, 振源众多且传递路径复杂, 发动机作为主要的动力源, 振动信号具有明显的冲击和时变特征, 且各部件级联耦合, 观测信号中独立成分和相关成分混合在一起, 难以获得理想的分离效果^[3-4]。当源信号存在统计相关成分时, 分离获得的估计源与真实源之间将相差一个与源向量协方差有关的因子向量^[5]。

在解决相关性源信号分离的问题上, 国内外学者开展了相关研究, 主要方法有子带分解^[6-7]、核典型相关^[8]和稀疏成分分析^[9-10]等。文献^[7]提出基于小波包分解的相关源分离方法, 利用互信息作为

独立性测度重构观测信号, 获得分离矩阵, 但分解性能受先验知识和小波分解层数的影响。文献^[8]采用核典型相关分析的方法将非线性信号映射到核特征空间中, 将非线性问题转化为线性, 解决非线性相关信号的分离, 而核化过程并不能有效消除相关项。文献^[9]利用稀疏信号延混合矩阵列方向向量的线性聚类特征, 能够实现源数欠定条件下的估计, 当信源的稀疏度不够时, 分离误差较大。

笔者借鉴子带分解和稀疏分量分析的思想, 以相关源中部分成分统计独立为前提假设, 提出了一种基于改进 S 变换和 ICA 的相关源分离方法。在 S 变换^[11-12]中引入参数可调的尺度因子, 将时域观测信号扩展到时频域, 利用混合观测信号在时频域中实部和虚部的方向向量, 检测并剔除源信号中的相关成分, 避免了独立子带方法中信号分解层数的确定和互信息在同频成分检测上的失效问题, 通过重构观测信号以满足盲源分离的统计独立条件, 进而采用负熵最大化的独立成分分析获得分离矩阵, 实现相关源的有效分离。

1 分离模型

盲源分离是在混合系统未知的情况下仅利用观测信号恢复源信号的过程。假设正定或超定条件下, 即 n 个源信号瞬时混合被 m 个传感器接收 ($n \leq m$)

* 国家科技支撑计划资助项目(2015BAF07B04)
收稿日期: 2018-06-25; 修回日期: 2018-12-08

m), 将观测信号中的多变量数据简化为线性混合问题, 其数学模型可表示为

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

其中: $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为列满秩混合矩阵; $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 为观测变量; $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ 为 n 维未知的信号源; $\mathbf{n}(t)$ 为附加噪声。

观测变量 $\mathbf{x}(t)$ 作为信号源 $\mathbf{s}(t)$ 的线性加权, 估计源信号 $\mathbf{y}(t)$ 就转化为寻找分离矩阵 \mathbf{W} 的过程, 即

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) \quad (2)$$

当激励源存在同频分量时, 信号之间统计相关, 无法采用以独立源作为假设前提的标准 ICA 方法直接分离出来。假设相关源由独立成分 $\mathbf{s}_D(t)$ 和非独立成分 $\mathbf{s}_{ID}(t)$ 两部分组成

$$\mathbf{s}(t) = \mathbf{s}_D(t) + \mathbf{s}_{ID}(t) \quad (3)$$

观测信号可看作独立成分和相关成分的线性叠加, 在瞬时混合模型下, 各成分的混合系数相同, 分离矩阵 \mathbf{W} 可通过部分独立成分的混合信息获得。

$$\mathbf{y}_D(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}_{rec}(t) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}_D(t) \quad (4)$$

其中: $\mathbf{x}_{rec}(t)$ 为独立成分重构的观测信号; $\mathbf{y}_D(t)$ 为剔除相关项后的估计源。

笔者通过时频预处理方法, 从混合变量中剔除源信号的相关成分, 对剩余信号进行重构, 从而满足统计独立的条件。对重构后的信号进行盲分离, 估计出分离矩阵 \mathbf{W} , 由式(2)恢复相关源信号 $\mathbf{y}(t)$ 。

2 算法原理

2.1 改进 S 变换

S 变换作为一种短时傅里叶变换的可变窗扩展和连续小波的相位修正, 能够有效克服窗宽固定的缺点, 时频变换后各分量的相位与原始信号保持直接联系, 对工程测试中非平稳信号具有较好的时频特性^[13-15]。标准 S 变换是在短时傅里叶变换的基础上引入时宽与频率倒数成正比关系的高斯窗, 定义为

$$ST(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g(\tau - t, f)e^{-i2\pi ft} dt \quad (5)$$

$$g(\tau - t, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-(\tau-t)^2 f^2 / 2} \quad (6)$$

其中: $ST(\tau, f)$ 为信号 $x(t)$ 的 S 变换; $g(\tau - t, f)$ 为窗函数; τ 为平移因子, 用于控制高斯窗在时间轴 t 上的位置; f 为信号频率。

高斯窗函数中标准差被改造为关于频率 f 的倒数, 然而标准 S 变换的窗宽变化趋势固定, 时频谱唯一。为了提高其适应性, 修正窗函数模式固定的缺

陷, 引入尺度因子 λ, α, β , 得到改进 S 变换的表达式为

$$MST(\tau, f) = \frac{\alpha|f|^\lambda + \beta}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{\frac{-(\tau-t)^2 (\alpha|f|^\lambda + \beta)^2}{2}} e^{-i2\pi ft} dt \quad (7)$$

其逆变换 (inverse modified S-transform, 简称 IMST) 表示为

$$IMST_x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left\{ \int_{-\infty}^{+\infty} MST(\tau, f) d\tau \right\} e^{i2\pi ft} df \quad (8)$$

图 1 为引入尺度因子后, 窗函数半高时宽随频率的变化曲线。当 $\lambda=1, \alpha=1, \beta=0$ 时, 可以看作标准 S 变换。当 $0 < \alpha < 1$ 时, 时窗宽度的减小速率降低, 高频部分频率分辨率提高, 而 $\alpha > 1$ 时, 通常用于捕捉高频瞬态信号。当 $0 < \lambda < 1$ 时, 频率分辨率提高, 窗宽呈非线性变化, 趋于平缓, $\lambda > 1$ 时, 则相反。 β 通常取正值, 用于提高低频区域的时间分辨率。 λ, α, β 均具有控制窗口宽度和变化率的作用, 可针对实际需求优化三者参数, 以获得最优时频分辨率。

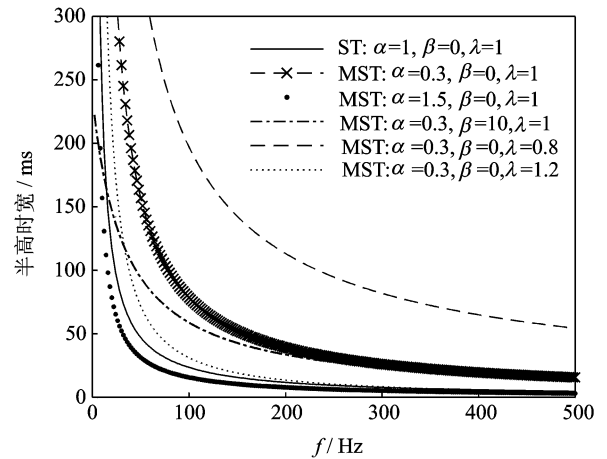


图 1 窗函数半高时宽随频率变化曲线

Fig. 1 The curve of temporal full width at half maximum versus frequency

2.2 相关成分检测

观测信号 $\mathbf{x}(t)$ 经 MST 得到一个关于时间 t 和频率 f 的二维复时频矩阵 $\mathbf{x}(t, f)$, $\mathbf{a}_j = [a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{mj}]^T$ 为混合矩阵 \mathbf{A} 的第 j 列向量, 则瞬时混合模型在时频域中的表达式为

$$\mathbf{x}(t, f) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t, f) = \sum_{j=1}^n \mathbf{a}_j s_j(t, f) \quad (9)$$

仅存在两个激励源 s_1, s_2 时, 式(9)可写作

$$\mathbf{x}(t, f) = \mathbf{a}_1 s_1(t, f) + \mathbf{a}_2 s_2(t, f) \quad (10)$$

满足统计独立的条件下, 混合矩阵中的每个时频点仅为其中一个独立源的响应。此时, 假设在时

间 t_p 和频率 f_q 处, $\mathbf{s}_1(t_p, f_q) \neq 0, \mathbf{s}_2(t_p, f_q) = 0$, 式(10)可表示为

$$\mathbf{x}(t_p, f_q) = \mathbf{a}_1 \mathbf{s}_1(t_p, f_q) \quad (11)$$

其实部和虚部变换分别为

$$\operatorname{Re}\{\mathbf{x}(t_p, f_q)\} = \mathbf{a}_1 \operatorname{Re}\{\mathbf{s}_1(t_p, f_q)\} \quad (12)$$

$$\operatorname{Im}\{\mathbf{x}(t_p, f_q)\} = \mathbf{a}_1 \operatorname{Im}\{\mathbf{s}_1(t_p, f_q)\} \quad (13)$$

由式(12), (13)可知, $\mathbf{x}(t_p, f_q)$ 实部和虚部的方向向量与混合矩阵的列向量方向一致。当两激励源在时间 t_p 和频率 f_q 处频率相同, 即存在相关成分时, 源信号 $\mathbf{s}_1(t_p, f_q) \neq 0, \mathbf{s}_2(t_p, f_q) \neq 0$, 对应观测信号在时频域中实部和虚部变换为

$$\operatorname{Re}\{\mathbf{x}(t_p, f_q)\} = \mathbf{a}_1 \operatorname{Re}\{\mathbf{s}_1(t_p, f_q)\} + \mathbf{a}_2 \operatorname{Re}\{\mathbf{s}_2(t_p, f_q)\} \quad (14)$$

$$\operatorname{Im}\{\mathbf{x}(t_p, f_q)\} = \mathbf{a}_1 \operatorname{Im}\{\mathbf{s}_1(t_p, f_q)\} + \mathbf{a}_2 \operatorname{Im}\{\mathbf{s}_2(t_p, f_q)\} \quad (15)$$

此时, 只有在式(16)成立, 相关成分的相位相差 0° 或 180° 的情况下, $\mathbf{x}(t_p, f_q)$ 实部和虚部的列向量方向一致。

$$\frac{\operatorname{Re}\{\mathbf{s}_1(t_p, f_q)\}}{\operatorname{Im}\{\mathbf{s}_1(t_p, f_q)\}} = \frac{\operatorname{Re}\{\mathbf{s}_2(t_p, f_q)\}}{\operatorname{Im}\{\mathbf{s}_2(t_p, f_q)\}} \quad (16)$$

实际激励源中, 相关成分的相位往往是随机的, 同相位的概率相当低, 所对应的观测信号在复时频矩阵中的实部和虚部向量会存在一个角度差 $\Delta\theta$ 。将其扩展为 $m \times n$ 维混合信号, 时频域中实部和虚部向量之间的夹角可表示为

$$\cos\Delta\theta = \frac{|\operatorname{Re}\{\mathbf{x}(t, f)^T\} \operatorname{Im}\{\mathbf{x}(t, f)\}|}{\|\operatorname{Re}\{\mathbf{x}(t, f)^T\}\| \|\operatorname{Im}\{\mathbf{x}(t, f)^T\}\|} = \frac{\operatorname{sgn}\left\{\sum_{i=1}^m \left(\left(\sum_{j=1}^n a_{ij} \operatorname{Re}\{s_j(t, f)\}\right) \left(\sum_{j=1}^n a_{ij} \operatorname{Im}\{s_j(t, f)\}\right)\right)\right\}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \left(\left(\sum_{j=1}^n a_{ij} \operatorname{Re}\{s_j(t, f)\}\right)^2\right) \sum_{i=1}^m \left(\left(\sum_{j=1}^n a_{ij} \operatorname{Im}\{s_j(t, f)\}\right)^2\right)}} \quad (17)$$

式(17)表明, 当 $\cos\Delta\theta = 1$ 时, 实部和虚部向量方向一致, 观测信号中对应成分独立, 而 $\cos\Delta\theta < 1$ 时, 对应成分相关。考虑到工程测试中测点位置和噪声的影响, 很难严格满足条件, 通过设置阈值 ϵ 来降低其影响, ϵ 取接近于 1 的值, 当 $\cos\Delta\theta < \epsilon$ 时, 检测为相关成分并将其剔除。阈值的确定需要根据实测数据来选择, 至少保留 10% 以上的数据用来保证分离矩阵的估计。

2.3 相关源估计

基于 MST 和 ICA 的相关源分离算法流程如图 2 所示。分离出相关成分后, 利用 IMST 重构剩余信号, 从而满足 ICA 对信号源统计独立的要求, 然

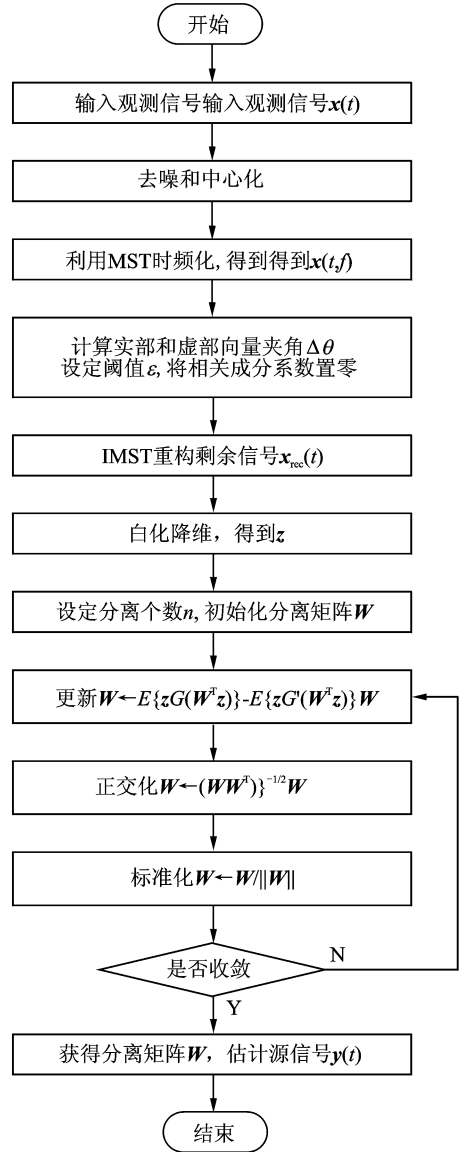


图 2 相关源分离算法流程图

Fig. 2 Correlated source separation flow chart

后以最大化负熵作为独立性判据, 采用快速固定点算法^[1] (fast fixed-point independent component analysis, 简称 FastICA) 获得分离矩阵。负熵作为一种非高斯性的度量, 较峭度具有更好的鲁棒性和统计特性, 以非二次函数近似的形式估计负熵^[16]

$$J(\mathbf{y}) \propto [E(G(\mathbf{y})) - E(G(\nu))]^2 \quad (18)$$

其中: \mathbf{y} 为标准化输入变量; ν 为具有零均值和单位方差的高斯随机变量; G 为非二次函数。

采用渐进方差的形式, 选取最优非二次函数 $G(\mathbf{y})$

$$G_{\text{opt}}(\mathbf{y}) = |\mathbf{y}|^\alpha \quad (19)$$

其中: $1 \leq \alpha \leq 2$ 时, 取 $G(\mathbf{y}) = \log_2 \cosh(\mathbf{y})$; $\alpha < 1$, 即超高斯程度很高时, 取 $G(\mathbf{y}) = -\exp(-\mathbf{y}^2/2)$ 。

通过极大化 $E\{G(\mathbf{W}^T \mathbf{z})\}$ 获得负熵的最大近似

值,根据牛顿迭代更新分离矩阵 \mathbf{W} ,如式(20)所示,每轮迭代对 \mathbf{W} 进行正交化和标准化,直到收敛为止。

$$\mathbf{W}^+ = E\{z\mathbf{G}(\mathbf{W}^T z)\} - E\{z\mathbf{G}'(\mathbf{W}^T z)\} \mathbf{W} \quad (20)$$

分离矩阵的确定直接关系到源信号的估计,其逆变换 \mathbf{W}^{-1} 等于混合矩阵 $\hat{\mathbf{A}}$ 。观测信号作为源信号的线性叠加, $\hat{\mathbf{A}}$ 包含了各个源的混合关系,可以通过去除某个源后混合信号能量的变化确定振源的贡献量^[17]。设 \mathbf{a}_j 为混合矩阵 $\hat{\mathbf{A}}$ 的第 j 列向量,则定义估计源 \mathbf{y}_j 对观测信号 \mathbf{x} 的贡献比 r_j 为

$$r_j = 1 - \frac{\|\mathbf{x}(t) - \mathbf{a}_j \mathbf{y}_j(t)\|_2^2}{\|\mathbf{x}(t)\|_2^2} \quad (21)$$

3 仿真分析

为了验证提出方法的有效性,构造 4 个仿真信号模拟机械振源。 s_1, s_2 分别为 20 Hz 和 120 Hz 谐波信号,模拟中低频简谐振动, s_3 为调幅信号,模拟幅值调制特征; s_4 为指数衰减信号,模拟周期性冲击。在 $s_1 \sim s_4$ 中分别加入相位随机的 40 Hz 谐波成分 s_d 。设采样频率为 1 024 Hz,采样时间为 1 s,信号函数为

$$\begin{cases} s_d = \sin(80\pi t + \text{rand}(\varphi)) \\ s_1 = \sin(40\pi t) \\ s_2 = \sin(240\pi t) \\ s_3 = \sin(30\pi t)\sin(400\pi t) \\ s_4 = \exp(-100t)\sin(800\pi t) \end{cases} \quad (22)$$

图 3 为加入 40 Hz 同频相关成分后源信号的时域波形。采用皮尔森相关系数衡量信号之间相似程度,假设两个随机变量 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} , 相关系数 ρ 定义为

$$\rho_{xy} = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}} \quad (23)$$

ρ 的绝对值越接近于 1,说明两变量之间波形的相似度越高,相关性也越强。

计算仿真源之间相关系数如表 1 所示。加入同频成分后,源信号呈现不同程度的相关性。随机生成(0,1)均匀分布的 4×4 混合矩阵 \mathbf{A} ,以线性叠加的方式混合相关源得到 4 个观测信号 $x_1 \sim x_4$,其时域波形如图 4 所示。

表 1 源信号相关系数

Tab. 1 Source signal correlation coefficient

参数	s_1	s_2	s_3	s_4
s_1	1.00	0.49	0.42	0.56
s_2	0.49	1.00	0.36	0.61
s_3	0.42	0.36	1.00	0.18
s_4	0.56	0.61	0.18	1.00

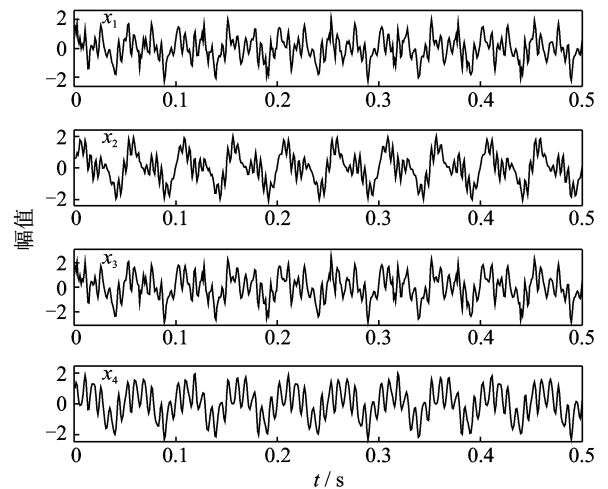


图 4 观测信号时域波形

Fig. 4 Waveform of observed signals

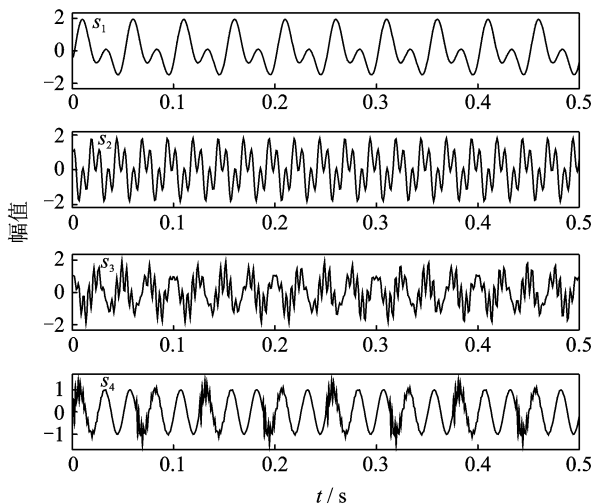


图 3 源信号时域波形

Fig. 3 Waveform of source signals

为使待分离信号满足统计独立条件,去除相关成分的干扰,首先利用 MST 提取时频系数,取尺度参数 $\alpha = 0.3, \beta = 5, \lambda = 1$,计算观测信号在各时频点上实部和虚部向量的夹角 $\Delta\theta$,设置阈值 $\epsilon = 0.9$,将 $\cos\Delta\theta < \epsilon$ 成分置零,再经 IMST 重构剩余信号。图 5,6 分别为观测信号 x_1 和重构信号 x_{recl} 的 MST 时频谱。对比看出,经本方法处理后,观测信号中的 40 Hz 相关成分得到有效去除。然后采用 ICA 分离重构信号,利用分离矩阵得到估计源 $y_1 \sim y_4$ 。

图 7 为分离重构信号得到独立分量 $y_{D1} \sim y_{D4}$ 的时域波形。可以看出,分离源中 20 Hz 和 120 Hz

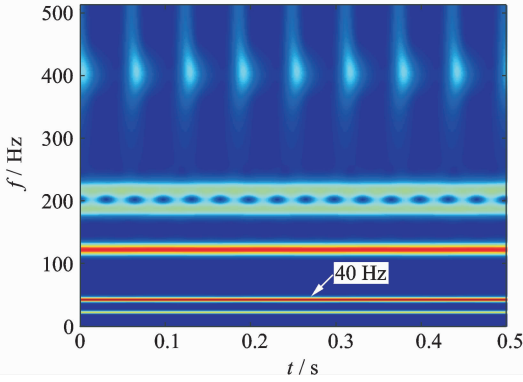
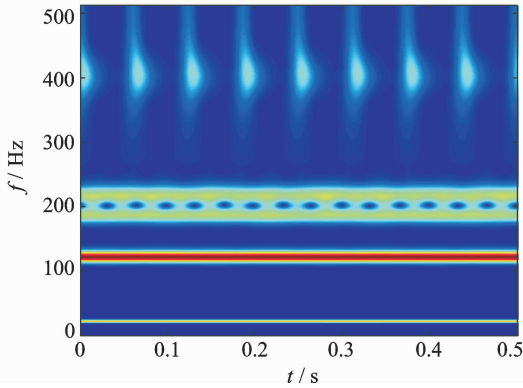
图5 观测信号 x_1 时频谱Fig. 5 Time-frequency spectrum of observed signal x_1 图6 重构信号 x_{recl} 时频谱

Fig. 6 Time-frequency spectrum of reconstruction signal

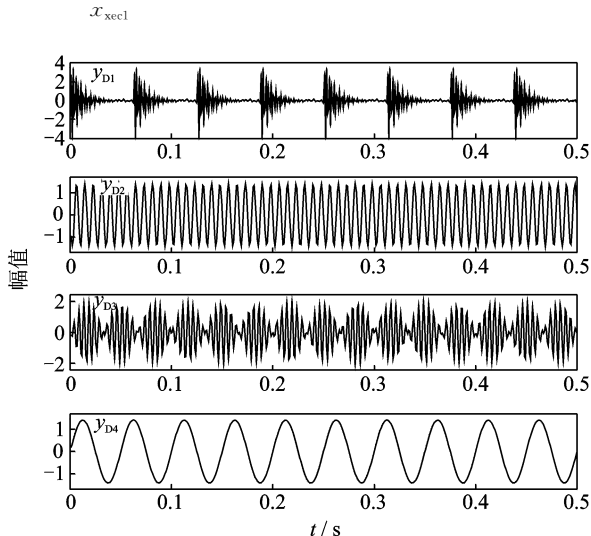


图7 分离信号独立分量时域波形

Fig. 7 Waveform of separated independent components

的中低频谐波成分,调幅成分以及瞬态冲击成分被有效分离出来,可用于相关源信号中独立特征的提取。图8为本研究方法得到的估计源 $y_1 \sim y_4$ 的时域波形。对比图3,波形上与加入40 Hz相关成分后的仿真源基本一致,并计算分离信号与仿真源之

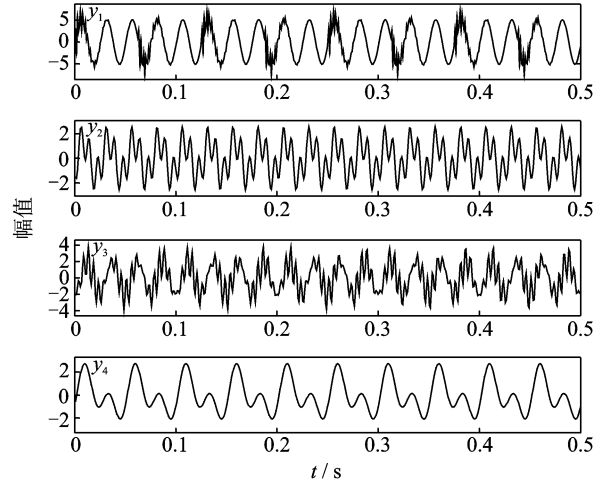


图8 估计源时域波形

Fig. 8 Waveform of estimated source signals

间的相关系数,如表2所示。 y_1, y_2, y_3, y_4 分别与仿真源 s_4, s_2, s_3, s_1 的相关系数为1,说明在无噪声条件下,几乎可以实现相关源信号的完全分离与估计。

表2 分离信号相关系数

Tab. 2 Separated signal correlation coefficient

参数	s_1	s_2	s_3	s_4
y_1	0.56	0.49	0.42	1.00
y_2	0.61	1.00	0.35	0.49
y_3	0.17	0.35	1.00	0.42
y_4	1.00	0.61	0.17	0.56

相关系数仅用来衡量两两变量间的相似程度,为了进一步评价算法的分离性能,采用 Amari 性能指数^[18](performance index,简称PI)来度量混合矩阵 \mathbf{A} 和分离矩阵 \mathbf{W} 之间的差异,定义为

$$PI = \frac{1}{2m(n-1)} \sum_{i=1}^m \left\{ \left(\sum_{j=1}^n \frac{|g_{ij}|}{\max_k |g_{ik}|} - 1 \right) + \left(\sum_{j=1}^n \frac{|g_{ji}|}{\max_k |g_{kj}|} - 1 \right) \right\} \quad (24)$$

其中: g_{ij} 作为全局矩阵 $\mathbf{G}=\mathbf{W}\mathbf{A}$ 的第 (i, j) 个元素,PI 越接近于零,说明算法分离性能越好,当超过 0.2 时,可认为分离失效。

在 $x_1 \sim x_4$ 中加入信噪比为 5~50 dB 的高斯噪声,对比本分离方法与直接采用 FastICA 分离时的 PI 值,如图9所示。可以看出,随着信噪比的降低,算法的分解性能变差,而本研究方法的 PI 指数明显小于直接使用 FastICA 的分解结果,在信噪比 20 dB 以上的有噪声条件下,对相关源混合信号仍能取得较好的分离效果。

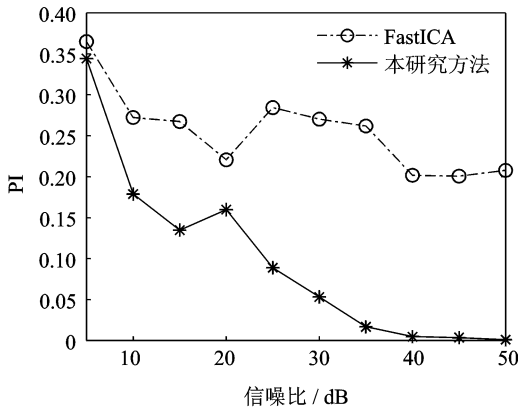


图 9 Amari 性能指数对比

Fig. 9 Comparison of Amari performance index

4 实例分析

工程机械中观测变量通常为多激励源的综合响应,以某型挖掘机为测试对象,发动机作为主要动力源,振动信号经 4 个减振装置传递到车架上并混合,将每个减振点看作一个激励,利用车架振动信号估计振源。测试采用 8 通道 NI 数据采集系统和压电式加速度振动传感器,在空挡最大油门工况下,同时测量四点激励与上车架的振动信号。发动机转速为 2 280 r/min,采样频率为 5 120 Hz,实验样车和上车架传感器测点布置如图 10(a)和图 10(b)所示。

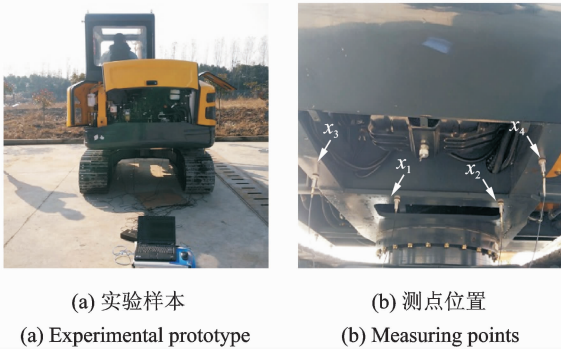


图 10 挖掘机测试图

Fig. 10 Experiment of excavator

由于车架振动来源于发动机和减振器的共同作用,激励信号之间存在不同程度的相关性,四点减振处振动信号的相关系数最大为 0.36。利用本研究方法分离车架振动信号,取尺度参数 $\alpha=0.3, \beta=56, \lambda=0.8$,设置阈值 $\epsilon=0.9$,去除相关项后重构独立混合信号,最后利用 ICA 获得分离矩阵 \mathbf{W} ,估计出振源信号,确定各个振源对车架振动的贡献量。

图 11,图 12 分别为车架振动信号 $x_1 \sim x_4$ 和本研究方法分离得到的估计源 $y_1 \sim y_4$ 的时域波形和

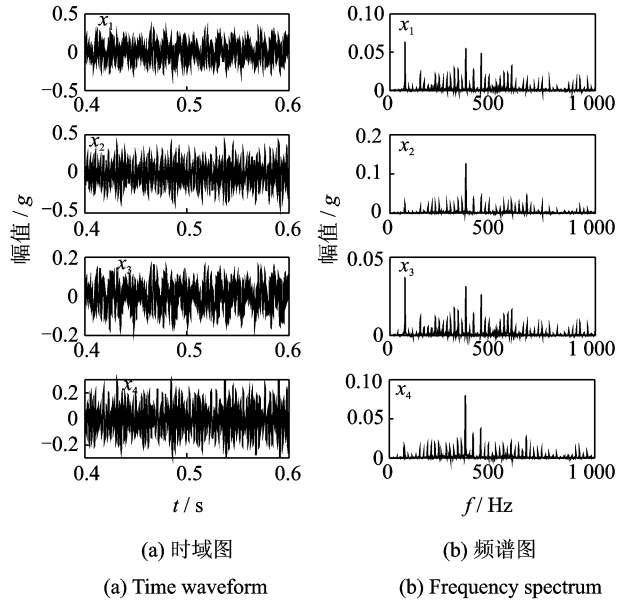


图 11 上车架振动信号

Fig. 11 Upper frame vibration signals

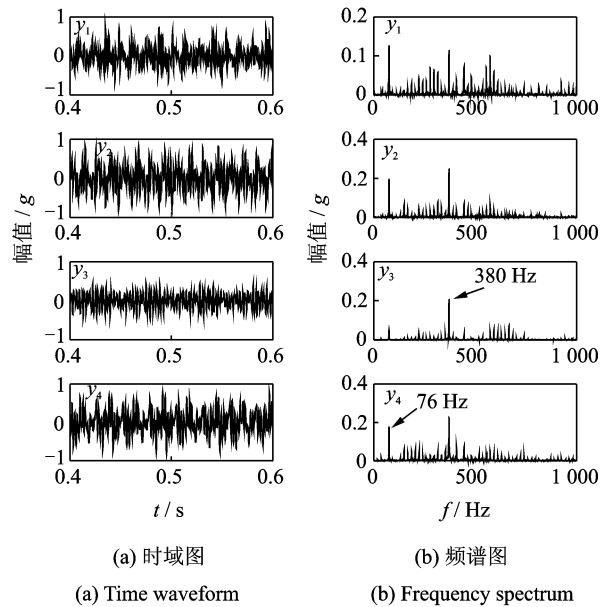


图 12 分离信号

Fig. 12 Separated signals

频谱图。图 13 为分离信号的 MST 时频谱。可以看出,4 个分离信号的能量主要在 1 000 Hz 以下,以 76 Hz 和 380 Hz 频率成分为主要峰值,对应发动机发火基频和 10 阶转频, y_1 中 600 Hz 附近周期性冲击成分也较为明显,应为缸体内气体燃烧产生的振荡冲击引起。

分离信号与激励信号之间的相关系数如表 3 所示。估计源 $y_1 \sim y_4$ 分别与左后减振、左前减振、右前减振、右后减振处的振动信号相关系数达到 0.8 以上,为显著相关,说明分离出来信号与 4 个激励点

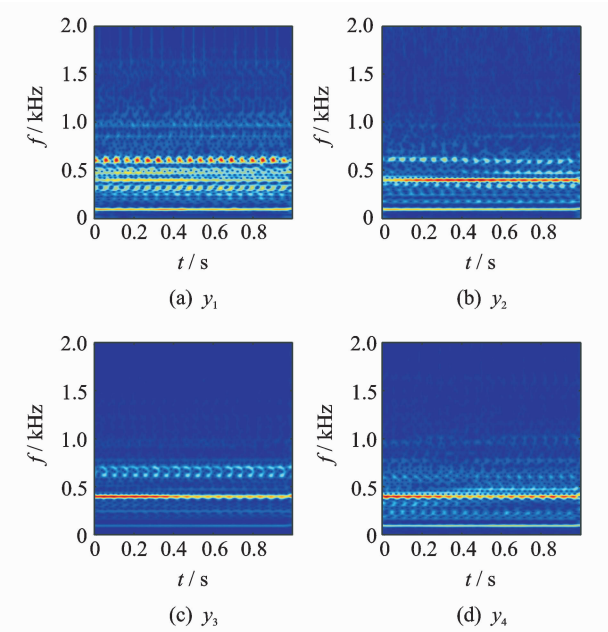


图 13 分离信号时频谱

Fig. 13 Time-frequency spectrum of separated signals

处振动信号的波形基本一致。本研究方法能够从车架混合信号中成功分离出激励源,对于工程测试信号,依然能够取得较好的分离效果。

利用分离矩阵与估计信号定量计算各个振源对车架振动的贡献比,如表 4 所示。可以看出,右侧前后减振处激励对车架振动贡献较大,其中,右前减振作为第 1 主振源,贡献比为 40.4%。结合车架振动以及分离信号的谱分析结果推测,右侧车架的 380 Hz 峰值频率成分应主要由右前减振处振动激励引起,可通过针对性的调节右前减振装置、优化车架结构,来达到改善车架振动的目的。

表 3 分离信号相关系数

Tab. 3 Separated signal correlation coefficient

参数	左前减振	右前减振	左后减振	右后减振
y_1	0.08	0.04	0.85	0.10
y_2	0.84	0.34	0.42	0.61
y_3	0.24	0.93	0.15	0.09
y_4	0.32	0.06	0.36	0.81

表 4 振源贡献百分比

Tab. 4 Percentage of vibration source contribution

源信号	左前减振	右前减振	左后减振	右后减振
百分比/%	15.7	40.4	11.7	25.9

5 结束语

针对传统盲源分离方法对于统计独立条件的限

制,提出了一种基于改进 S 变换和独立成分分析的相关源分离方法,用来解决工程应用中相关性机械振源在混合观测信号中的分离和估计问题。该方法在线性瞬时混合盲源分离模型的基础上,针对独立成分和相关成分共存的信号源,以相关成分相位随机为假设,利用其在时频域中的方向向量,有效剔除混合信号中的相关分量,避免了相关成分对分离结果的影响。在时频化处理中,以 S 变换为基础引入窗宽可调的尺度因子,改善时频分辨率固定的缺陷,提高了复杂工程测试信号的适应性。通过仿真和实测分析验证了提出方法在相关源分离中的有效性,分离性能优于未对相关项进行预处理的盲源分离结果,通过阈值的合理设置,能够从混合信号准确分离出相关源信号,得到各个振源对混合信号的贡献比。该方法适用于正定、超定条件下含有交叉频率成分的相关源分离,在信源识别和故障诊断等领域具有一定的工程应用价值。

参 考 文 献

- [1] Hyvärinen A, Oja E. Independent component analysis: algorithms and applications[J]. Neural Networks, 2000, 13(4): 411-430.
- [2] 胥永刚, 孟志鹏, 陆明. 双树复小波包和 ICA 用于滚动轴承复合故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(3): 513-518.
Xu Yonggang, Meng Zhipeng, Lu Ming. Compound fault diagnosis of rolling bearing based on dual-tree complex wavelet packet transform and ICA[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(3): 513-518. (in Chinese)
- [3] Li Rui, Li Hongwei, Wang Fasong. Dependent component analysis: concepts and main algorithms[J]. Journal of Computers, 2010, 5(4): 589-597.
- [4] 马辉, 王奇斌, 黄婧, 等. 不同自由度耦合斜齿轮转子系统的振动特性[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(4): 650-657.
Ma Hui, Wang Qibin, Huang Jing, et al. Vibration characteristics analysis of a helical gear rotor system considering different degrees of freedom coupling[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(4): 650-657. (in Chinese)
- [5] 杨世锡, 焦卫东, 吴昭同. 应用 JADE 盲分离算法分离统计相关源[J]. 振动工程学报, 2003, 16(4): 498-501.
Yang Shixi, Jiao Weidong, Wu Zhaotong. Application of JADE to separation of statistically correlated sources

- [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2003, 16(4): 498-501. (in Chinese)
- [6] 李纪永, 李舜酩, 田国成, 等. 转子共频相关故障源源数估计与子带盲分离[J]. *振动、测试与诊断*, 2015, 35(1):146-149.
- Li Jiyong, Li Shunming, Tian Guocheng, et al. Correlated jointly frequency rotor fault sources number estimation and sub-band blind separation[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2015, 35(1): 146-149. (in Chinese)
- [7] 周晓峰, 杨世锡, 甘春标. 相关机械振源的盲源分离方法[J]. *振动与冲击*, 2012, 31(14):60-63.
- Zhou Xiaofeng, Yang Shixi, Gan Chunbiao. Blind source separation of statistically correlated sources[J]. *Journal of Vibration & Shock*, 2012, 31(14):60-63. (in Chinese)
- [8] 李志农, 张芬, 肖尧先. 基于核典型相关分析的非线性相关源盲分离方法研究[J]. *振动与冲击*, 2015, 34(5):154-158.
- Li Zhinong, Zhang Fen, Xiao Yaoxian. Blind separation for nonlinear mixture of correlated sources based on kernel canonical correlation analysis[J]. *Journal of Vibration & Shock*, 2015, 34(5):154-158. (in Chinese)
- [9] Thiagarajan J J, Ramamurthy K N, Spanias A. Mixing matrix estimation using discriminative clustering for blind source separation[J]. *Digital Signal Processing*, 2013, 23(1):9-18.
- [10] 于刚, 周以齐. 基于能量衰减比的双通道源数目估计方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2016, 36(2):309-314.
- Yu Gang, Zhou Yiqi. A method estimating the number of sources based on ratio of energy attenuation between two sensors[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(2):309-314. (in Chinese)
- [11] Stockwell R G, Mansinha L, Lowe R P. Localization of the complex spectrum: the S transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 44(4):998-1001.
- [12] 潘宏侠, 李肖, 李宗贤. 基于S变换的时域边际谱及其应用[J]. *振动、测试与诊断*, 2018, 38(1): 39-44.
- Pan Hongxia, Li Xiao, Li Zongxian. Marginal spectrum based on S transform and its application[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2018, 38(1): 39-44. (in Chinese)
- [13] Ma Jianping, Jiang Jin. Analysis and design of modified window shapes for S-transform to improve time - frequency localization[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2015, 58/59:271-284.
- [14] Yu Gang, Yu Mingjin, Xu Chuanyan. Synchroextracting transform[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(10):8042-8054.
- [15] Yang Yang, Peng Zhike, Dong Xingjian, et al. Application of parameterized time-frequency analysis on multicomponent frequency modulated signals [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement*, 2014, 63(12):3169-3180.
- [16] Han Long, Li Chengwei, Guo Songlin, et al. Feature extraction method of bearing AE signal based on improved FAST-ICA and wavelet packet energy[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 62: 91-99.
- [17] 张杰, 张周锁, 朱冠汶, 等. 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[J]. *机械工程学报*, 2014, 50(5):57-64.
- Zhang Jie, Zhang Zhousuo, Zhu Guanwen, et al. Multi-unit deflation constraint independent component analysis and its application to source contribution estimation[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2014, 50(5):57-64. (in Chinese)
- [18] Amari S, Cichocki A, Yang H H. A new learning algorithm for blind signal separation[C]// *Advances in Neural Information Processing Systems*. Cambridge MA: MIT Press, 1996:757-763.



第一作者简介: 韦成龙,男,1988年8月生,博士生。主要研究方向为工程机械振动噪声控制与信号处理。曾发表《基于RS485总线和实时数据库的液压支架远程控制系统通信设计》(《煤炭工程》2015年第47卷第1期)等论文。
E-mail: wchlpsd@163.com

通信作者简介: 周以齐,男,1957年1月生,博士、教授。主要研究方向为振动噪声控制、机械系统动力学等。
E-mail: yqzhou@sdu.edu.cn

