

一种多维信源衰减延时混合的欠定盲源分离方法

马宝泽* 张天骐 安泽亮 张刚

(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

摘要: 为解决衰减延时混合信号的欠定盲源分离问题, 该文研究了一种基于信源数估计的欠定盲源分离方法。首先, 采用对时频域观测信号求能量来构造稀疏域; 其次, 在能量域中利用势函数估计信源数; 再次, 根据信源数将能量和峰值对应的频点筛选出来预测时频掩码从而获得估计信源的短时频谱; 最后, 填充线用来解决时域分离信号的边界效应问题。实验表明, 所提方法可以有效分离衰减延时混合的模拟信号, 并且在不同信噪比下优于稀疏聚类算法和子空间法; 此外, 在对实测悬臂梁锤击测试的过程中可以估计出模态阶数并且准确识别出结构的各阶模态固有频率。

关键词: 欠定盲源分离; 衰减时延混合信号; 势函数; 掩码预测; 填充线

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)08-2258-09

DOI: 10.11999/JEIT200524

An Underdetermined Blind Source Separation Approach for Attenuated and Time-delayed Mixtures of Multiple Sources

MA Baoze ZHANG Tianqi AN Zeliang ZHANG Gang

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In order to solve the problem of underdetermined blind source separation for attenuated and time-delayed mixtures of multiple sources, the approach based on source number estimation is proposed. Firstly, the sparse domain is constructed by calculating the energy of observations in time-frequency domain. Secondly, the potential function is used to estimate the number of sources in the energy domain. Thirdly, the frequency points corresponding to the peak of energy sum are filtered out to predict the time-frequency mask and then the spectrum of the estimated sources are obtained. Finally, the padding line is utilized to solve the boundary effect problem of time-domain separated signals. Experimental results demonstrate that the proposed method can effectively recover the simulated sources with time-delayed mixtures in underdetermined case, and is superior to sparse clustering algorithm and subspace method under different signal to noise ratios. In addition, the proposed method can estimate the modal order and identify the natural frequency of monomodal response successfully in the process of hammering test of the actual cantilever beam.

Key words: Underdetermined blind source separation; Attenuated and time-delayed mixtures; Potential function; Binary mask prediction; Padding line

1 引言

盲源分离(Blind Source Separation, BSS)是一种仅利用观测信号就可恢复出源信号的信号处理技术^[1]。然而, 观测信号在采集过程中会受到传感器数量的限制, 很难满足观测信号数目不少于源信号

数目的要求^[2,3]。同时, 源信号的混叠往往伴随着信道衰减和时延现象^[4-6]。传统的瞬时混合欠定盲源分离(Underdetermined BSS, UBSS)方法没有考虑时延的影响, 混合矩阵仅包含衰减系数^[7]。在实际情况下, 每个源信号不可能同时达到所有的传感器, 不同的源信号到达传感器的时间延时也有差别, 时延的大小取决于传感器与信源间的相对位置以及源信号的传播速度^[8]。由于信号到达每个传感器的幅度衰减和时间延迟不同, 衰减延迟混合比线性瞬时混合更符合实际环境。因此, 有必要对带衰减延时混合的欠定盲源分离问题进行深入的研究,

收稿日期: 2020-06-29; 改回日期: 2021-02-21; 网络出版: 2021-03-31

*通信作者: 马宝泽 d170101009@stu.cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61671095, 61371164)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61671095, 61371164)

即在传感器数量小于信源数的情况下不仅需要考
虑源信号的幅度衰减，还要考虑源信号到达传感器所
产生的时延。

在欠定混合系统中，文献[9]利用稀疏编码技
术从时频点集合中发现1-D子空间，然后通过层次
聚类对子空间中向量分组就可估计出混合矩阵，
最后采用最小二乘方法实现源信号恢复。文献[10]
利用一种新的子空间补偿匹配追踪算法实现欠定
盲源分离源信号的恢复，该算法通过每次迭代选
取多于一个原子的方式降低计算复杂度，同时为
了提高恢复精度用L2范数最小化代替L0范数最小
化。由于上述UBSS方法仅考虑了衰减系数而没有
考虑时延，因此，文献[11]提出了一种基于先验信
息的UBSS方法处理延时混合信号，从复值混合矩
阵中提取先验信息确定单源区间，然后利用凝聚
层次聚类法和子空间法分别估计混合矩阵和源信
号。同时，根据延时混合模型，文献[12]提出了一
种混合矩阵估计方法，在时频域中先建立一个变
换矩阵构造实谱矩阵，然后根据单源区间的聚类
中心推导出混合矩阵。由以上描述可知，欠定混
合模型是盲源分离研究的热点，考虑时延的欠定
盲源分离方法有待进一步研究。此外，信源数估
计是盲信号处理的重要组成部分，尤其是非正定
混合系统^[13-15]。估计的源信号个数将直接影响分
离结果的准确性，因此有必要在欠定混合系统分
离阶段之前进行信源数估计^[16]。

本文研究了一种针对多维信号衰减延时混合的

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11}\delta(k + \sigma_{11}) & a_{12}\delta(k + \sigma_{12}) & \cdots & a_{1n}\delta(k + \sigma_{1n}) \\ a_{21}\delta(k + \sigma_{21}) & a_{22}\delta(k + \sigma_{22}) & \cdots & a_{2n}\delta(k + \sigma_{2n}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}\delta(k + \sigma_{m1}) & a_{m2}\delta(k + \sigma_{m2}) & \cdots & a_{mn}\delta(k + \sigma_{mn}) \end{bmatrix} \quad (3)$$

那么，式(2)的矩阵形式可以表述为

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{A} * \mathbf{s}(k) \quad (4)$$

其中， $\mathbf{x}(k) = [x_1(k), \dots, x_m(k)]^T$ 和 $\mathbf{s}(k) = [s_1(k), \dots, s_n(k)]^T$ 分别表示在第 k 时刻所接收到观测信号和源信号。

利用短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transform, STFT)将信号从时域转换到时频域，式(2)的时频域形式为

$$\mathbf{A}(f) = \begin{bmatrix} a_{11}e^{j2\pi f_1\sigma_{11}} & a_{12}e^{j2\pi f_2\sigma_{12}} & \cdots & a_{1n}e^{j2\pi f_n\sigma_{1n}} \\ a_{21}e^{j2\pi f_1\sigma_{21}} & a_{22}e^{j2\pi f_2\sigma_{22}} & \cdots & a_{2n}e^{j2\pi f_n\sigma_{2n}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}e^{j2\pi f_1\sigma_{m1}} & a_{m2}e^{j2\pi f_2\sigma_{m2}} & \cdots & a_{mn}e^{j2\pi f_n\sigma_{mn}} \end{bmatrix} \quad (7)$$

由于信号在传输过程中存在衰减 a_{ij} 和时延 σ_{ij} ，传统的UBSS方法只能解决信号衰减问题。

UBSS方法。首先，为了利用观测信号在稀疏域中的线性聚类特性，需要计算观测信号的短时频谱能量来消除时延的影响；其次，由于散点呈现出的线性聚类只与衰减系数有关，所以可以利用势函数估计信源数。再次，根据估计出的信源数筛选能量和峰值对应的频点构造二进制时频掩码，进而得到分离信号的短时频谱。最后，在时域通过填充线消除分离信号存在的边界效应。此外，将基于子空间表示的Subspace方法^[17]和基于稀疏分量分析(Sparse Component Analysis, SCA)的UBSS-SCA方法^[18]作为对比算法。

2 理论背景

2.1 数学模型

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

其中， k 表示离散时间， $x_i(k)$ 是第 i 个混合信号， $s_j(k)$ 是第 j 个源信号， n 为信源数， m 为混合信号数， a_{ij} 表示从第 j 个源信号到第 i 个混合信号的恒定衰减系数， σ_{ij} 表示第 i 个混合信号中含有的第 j 个源信号的时延。式(1)表明每个观测信号都是 n 个源信号经过延时后混合而成的，其卷积形式为

$$x_i(k) = \sum_{j=1}^n a_{ij}\delta(k + \sigma_{ij}) * s_j(k), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中， $\delta(\cdot)$ 表示单位冲激信号， $*$ 表示卷积运算。包括衰减和时延的混合矩阵可以表示为

$$X_i(t, f) = \sum_{j=1}^n a_{ij}e^{j2\pi f_j\sigma_{ij}}S_j(t, f), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

式(5)的矩阵形式为

$$\mathbf{X}(t, f) = \mathbf{A}(f)\mathbf{S}(t, f) \quad (6)$$

其中， $\mathbf{X}(t, f) = [X_1(t, f), \dots, X_m(t, f)]^T$ 和 $\mathbf{S}(t, f) = [S_1(t, f), \dots, S_n(t, f)]^T$ 分别代表观测信号和源信号的短时频谱， $t = 0, 1, \dots, T - 1$ 表示时间帧， $f = 0, 1, \dots, F - 1$ 表示频点， $\mathbf{A}(f)$ 是在频点 f 下的混合矩阵，可以表示为

2.2 问题分析

在延迟源的线性混叠系统中, 为了估计衰减系数和时延, 通常在变换域中对观测信号进行稀疏分析。假设在时频域给定的频点区间 $[f_g - \Delta, f_g + \Delta]$, $\Delta > 0$ 上有且仅有一个源信号, 那么这个区间就称

$$\frac{X_\beta(t, f)}{X_\gamma(t, f)} = \frac{a_{\beta 1} S_1(t, f) e^{-j2\pi f_1 \sigma_{\beta 1}} + \dots + a_{\beta g} S_g(t, f) e^{-j2\pi f_g \sigma_{\beta g}} + \dots + a_{\beta n} S_n(t, f) e^{-j2\pi f_n \sigma_{\beta n}}}{a_{\gamma 1} S_1(t, f) e^{-j2\pi f_1 \sigma_{\gamma 1}} + \dots + a_{\gamma g} S_g(t, f) e^{-j2\pi f_g \sigma_{\gamma g}} + \dots + a_{\gamma n} S_n(t, f) e^{-j2\pi f_n \sigma_{\gamma n}}} = \frac{a_{\beta g}}{a_{\gamma g}} e^{-j2\pi f_g (\sigma_{\beta g} - \sigma_{\gamma g})} \quad (8)$$

由式(8)可以看出, 任意两个混合信号在时频域的比值不仅与衰减系数有关, 而且与时延差 $\sigma_{\beta g} - \sigma_{\gamma g}$ 有关。当 $\sigma_{\beta g} \neq \sigma_{\gamma g}$ 时, 带时延的混合信号在时频域不具稀疏性。因此, 有必要寻找稀疏域消除时延影响。

根据Parseval定理定义第 i 个观测信号的能量为

$$E_i = \int_{-\infty}^{\infty} |X_i(t, f)|^2 df \quad (9)$$

其中, E_i 表示第 i 个观测信号的时频域能量。根据式(8)计算 $x_\beta(k)$ 和 $x_\gamma(k)$ 在能量上的比值可得

$$\frac{E_\beta}{E_\gamma} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} |X_\beta(t, f)|^2 df}{\int_{-\infty}^{\infty} |X_\gamma(t, f)|^2 df} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} |a_{\beta g} S_g(t, f) e^{-j2\pi f_g \sigma_{\beta g}}|^2 df}{\int_{-\infty}^{\infty} |a_{\gamma g} S_g(t, f) e^{-j2\pi f_g \sigma_{\gamma g}}|^2 df} = \frac{|a_{\beta g}|^2}{|a_{\gamma g}|^2} \quad (10)$$

其中, $|e^{-j2\pi f_g \sigma_{\beta g}}|^2 = |e^{-j2\pi f_g \sigma_{\gamma g}}|^2 = 1$, 所以任意两个混合信号能量的比值仅与衰减系数有关, 即 $|a_{\beta g}|^2/|a_{\gamma g}|^2$ 。信号在能量域中表现出了线性聚类特性, 同理, 任意单源区间中的混合信号在能量域中都会表现出稀疏性。

3 衰减延时混合UBSS方法

3.1 势函数估计信源数

信源数决定着源信号恢复的准确性^[22], 将 m 维散点图映射到任意的2维平面。在能量域中, 令 h_i 和 v_i 分别表示第 i 个散点映射到横纵坐标的值, 可以计算出第 i 个散点到原点的距离, 即 $l_i = \sqrt{h_i^2 + v_i^2}$ 可以称为散点的半径。此外 $\mathbf{l} = [l_1, l_2, \dots, l_L]^T$ 表示所有散点半径的集合, 其中 L 为散点总数。然后对散点半径进行标准化处理 $\hat{\mathbf{l}} = \mathbf{l} / \max(\mathbf{l})$, 同时 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_L]^T$ 表示所有散点夹角, 第 i 个散点的夹角 θ_i 可以表示为

$$\theta_i = \begin{cases} 0, & h_i > 0, v_i = 0 \\ \arctan(v_i/h_i), & h_i > 0, v_i > 0 \\ \pi/2, & h_i = 0, v_i > 0 \end{cases} \quad (11)$$

通过计算势函数的大小来衡量散点聚类成线性

为时频域的单源区间^[19-21]。在单源区间中, 令 $[f_g - \Delta, f_g + \Delta]$ 上的主要成分为 $s_g(k)$, 即 $S_g(t, f) \neq 0$ 并且 $S_j(t, f) = 0, j \in [1, n] \& j \neq g$ 。那么从 m 个观测信号中任意选取两个观测信号 $x_\beta(k)$ 和 $x_\gamma(k)$, 其在时频域的比值为

状态的程度, 因为势函数的取值越大, 散点的线性聚类特性越明显。首先需要取 G 点的样本来离散势场, 定义 G 点的样本 $\boldsymbol{\eta} = [\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_G]^T$, 其中第 j 个样本为 $\eta_j = \frac{\pi/2 + j\pi}{G}$ 。然后引入基函数 $\phi(\alpha)$ 作为关于局部角度 α 的三角函数

$$\phi(\alpha) = \begin{cases} 1 - \frac{\alpha}{\pi/4}, & |\alpha| < \pi/4 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (12)$$

最后得出全局势函数 Φ

$$\Phi = \sum \hat{\mathbf{l}} \odot \phi[\lambda(\boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\eta})] \quad (13)$$

其中, \odot 表示对应元素相乘, \sum 表示矩阵按行相加, λ 为经验参数, 用来调整理想角度。利用峰值检测方法可以有效地计算出势函数的峰值数, 将检测出的势函数峰值数作为估计的信源数, 记为 Sn_esti 。

3.2 二进制时频掩码预测

根据式(14)将观测信号的能量相加, 这样在含有源信号的频点处会出现对应的峰值, 为了避免多峰情况的不利影响, 本文由大到小依次选取 Sn_esti 个峰值对应的频点作为分析对象。

$$\mathbf{E}_{\text{sum}} = \sum_{i=1}^m E_i \quad (14)$$

其中, \mathbf{E}_{sum} 是关于频点 f 的1维数据。从检测出的所有峰值中依次选取 Sn_esti 个峰值, 即 $\mathbf{E}_{\text{sum}}^{f_p}, p = 1, 2, \dots, \text{Sn_esti}$, 处理其对应的频点。

在构造二进制掩码前, 需要设定阈值 ξ_1 删除能量和较小的频点。首先从所有频点中筛选出能量和大于 $\xi_1 \cdot \mathbf{E}_{\text{sum}}^{f_p}$ 的频点, ξ_1 为筛选频点的经验参数; 然后根据式(15)计算所有筛选出的频点与第 p 个峰值对应频点的余弦距离; 最后构造出一个二值矩阵 \mathbf{B} 。

$$CD[\mathbf{E}_{\text{sum}}^f, \mathbf{E}_{\text{sum}}^{f_p}] < \xi_2 \quad (15)$$

其中, ξ_2 为表征余弦距离的经验参数。满足式(15)的频点属于同一源信号, 这样就可以得到所有信源所在的单源区间。经过上述分析, 可以构造出 Sn_esti

个二进制时频掩码。由第 j 个时频掩码 M_j 可以求出第 j 个估计源信号的短时频谱,如式(16)所示:

$$\widehat{S}_j(t, f) = X(t, f) \cdot M_j' \quad (16)$$

再利用短时傅里叶逆变换(Inverse STFT, ISTFT)恢复出估计源信号的时域形式 $\widehat{s}(k)$ 。

3.3 消除边界效应

分离信号的短时频谱由ISTFT变换到时域时会存在边界效应,即时域分离信号的幅度在开始和结尾阶段不能完全恢复。为了消除边界效应,这里引入了填充线的概念。

$$PL(k) = \left[\int_{-\infty}^{+\infty} w(k) dk / \int_{k_1}^{k_2} w(k) dk \right]^\psi \quad (17)$$

其中, $w(k)$ 是窗函数,该窗函数与STFT的窗函数一致,都采用hamming窗; $[k_1, k_2]$ 表示解析信号积分的时间范围; $\psi = 0.625$ 为控制填充线的经验参数。利用 $\widehat{s}_j(k) = \widehat{s}_j(k) \cdot PL(k)$ 可以有效缓解边界效应的影响,其中 $\widehat{s}_j(k)$ 表示第 j 个消除边界效应的估计源信号。

4 实验分析

4.1 模拟信号仿真

在这一节中,采用4路模拟信号来验证本文所提带有衰减时延的UBSS方法的有效性。4路模拟源信号分别是 $s_1(k)$ 和 $s_2(k)$ 为周期信号, $s_3(k)$ 和 $s_4(k)$ 为调制信号。

$$\left. \begin{aligned} s_1(k) &= \sin(2\pi f_1 k + 10) \\ s_2(k) &= \cos(2\pi f_2 k) \\ s_3(k) &= [1 + \sin(20\pi k)] \cdot \sin(2\pi f_3 k) \\ s_4(k) &= (1 + 2k) \cdot \cos(2\pi f_4 k) \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

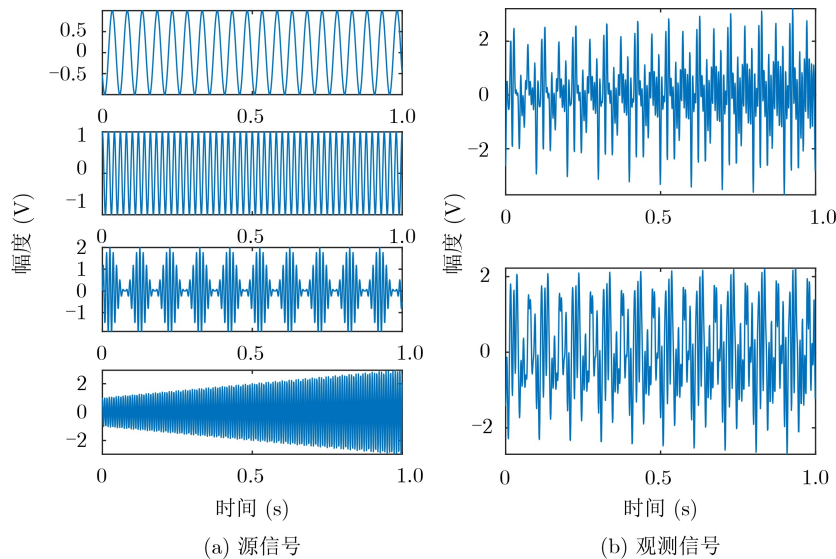


图1 模拟信号时域波形

其中,采样频率为1000 Hz,采样点为1000, $f_1 = 20$ Hz, $f_2 = 50$ Hz, $f_3 = 90$ Hz, $f_4 = 130$ Hz。式(1)中的衰减系数 a_{ij} 和时延 σ_{ij} 都是随机产生的,同时源信号数 $n = 4$,混合信号数 $m = 2$ 。图1是信号时域波形,图1(a)是由式(18)产生的4路模拟源信号,图1(b)是采集到的观测信号。

由图1(b)可以看出观测信号在时域是非稀疏的,图2(a)是观测信号在时频域的散点图,由于图中既有线性聚类又有闭合曲线,因此时频域不是该问题的稀疏域。图2(b)为观测信号能量的散点图,可以看出散点主要聚集在以 E_1 为横轴 E_2 为纵轴的第1象限内并且呈现出线性聚类特性,因此能量域可认定为稀疏域。

在稀疏域生成势函数如图3(a)所示,通过峰值检测法可以得到4个峰值,标记为‘*’,进而利用势函数峰值判断信源数为4。图3(b)描述了能量和的峰值分布情况,检测出了6个峰值,分别标记为‘*’和‘o’。按照能量和降序选取前4个峰值对应的频点构造二进制时频掩码,如‘*’所示。

根据式(16)计算出每个估计信源的短时频谱,然后通过填充线消除时域分离信号的边界效应。从图4(a)虚方框可以看出未考虑填充线情况下时域分离信号首尾会存在较为明显的边界效应;通过填充线消除边界效应的时域波形如图4(b)所示,本文方法对模拟的源信号进行了有效的估计。

为了验证本文算法的性能,分别采用基于子空间表示的Subspace方法和基于稀疏分量分析的UBSS-SCA算法作为对比算法。在不同信噪比条件下,计算3种方法的分离性能,将SAR(Sources to Artifacts Ratio)作为衡量分离信号的评价指标^[23]。

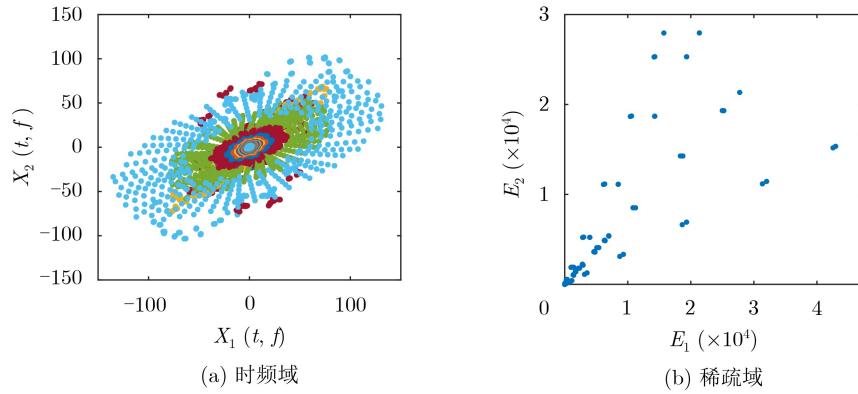


图2 模拟信号散点图

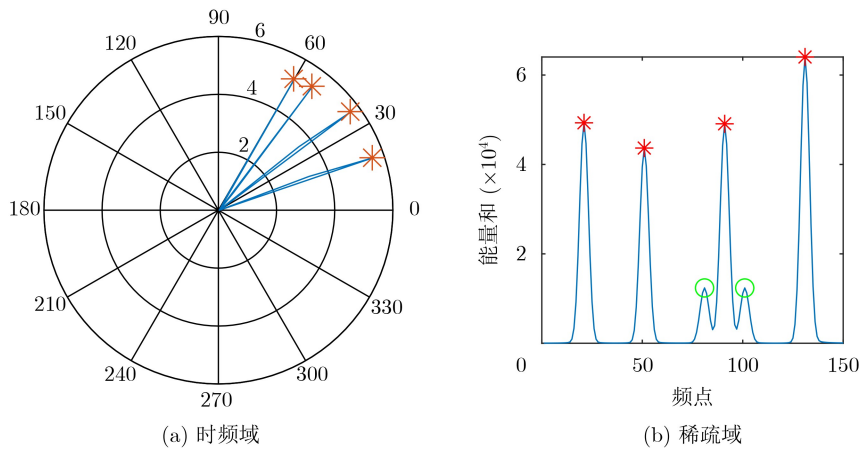


图3 峰值分布情况

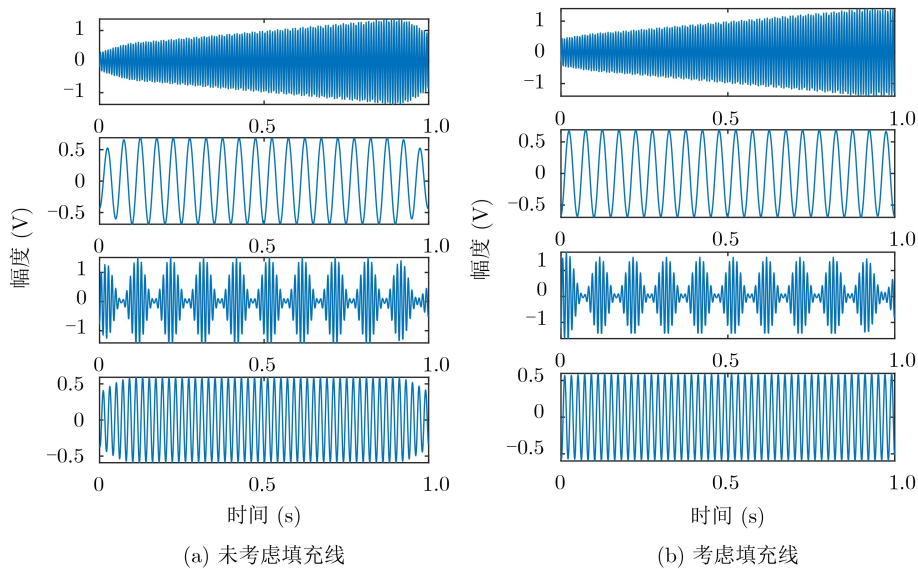


图4 分离信号时域

图5是3种算法在不同SNR(Signal to Noise Ratio)情况下对应的SAR对比图,可以看出本文所提算法优于其余两种算法,随着SNR的增加SAR最终都趋于平稳。

4.2 实测悬臂梁锤击测试中固有频率估计

采用规格为 $0.9 \times 0.05 \times 0.008 \text{ m}^3$ 的均衡钢制悬

梁臂作为实验平台,通过安装在悬梁上的3个位移传感器来收集由锤击激发的位移响应信号,其中观测信号的采样频率为1600 Hz,3个信道的截止频率为800 Hz^[24]。

图6是3个传感器采集到的信号,从时域图中可以看出,观测信号不具有稀疏性。图7(a)为观测信

号在时频域上的散点图，可以明显地看出散点聚集成闭合曲线，这种椭圆曲线说明源信号在混叠过程中存在时延。能量域散点图如图7(b)所示，在3维稀疏域中出现了4条聚类直线，为了估计信源数将3维散点图映射到2维，利用势函数峰值估计信源数。

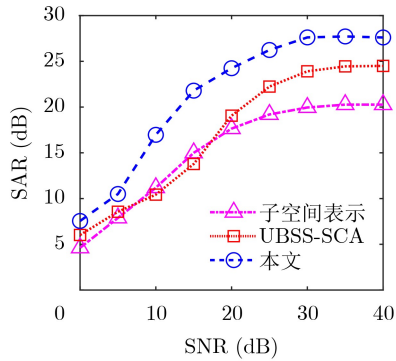


图 5 3种算法分离性能对比

对稀疏域中的散点进行预处理，消除不可靠数据对生成势函数的影响。不失一般性，将图7(b)中的3维散点图映射到以 E_1 和 E_2 组成的2维平面，计算势函数并检测峰值，如图8(a)所示。被标记出的5个峰值可以作为信源数的估计。图8(b)是能量和在不同频点上的峰值分布，利用估计信源数选取前5个能量和峰值对应的频点来构造二进制时频掩码。

通过式(16)计算出估计信源的短时频谱，再利用ISTFT将估计信源由时频域变换到时域，最终每个时域分离信号分别乘以填充线来消除边界效应的影响。本文算法估计出的源信号时域和频谱如图9所示，5个模态响应信号频率由低到高依次列出，说明该算法在处理实测信号时是有效性的。

由文献[24]可知，5个模态的理论固有频率分别为8.9 Hz, 55.78 Hz, 156.20 Hz, 306.09 Hz, 505.84 Hz。为了直观地对比每个算法的准确度，采用式 $V = |V_{theo} - V_{esti}|/V_{theo}$ 来衡量计算值与理论

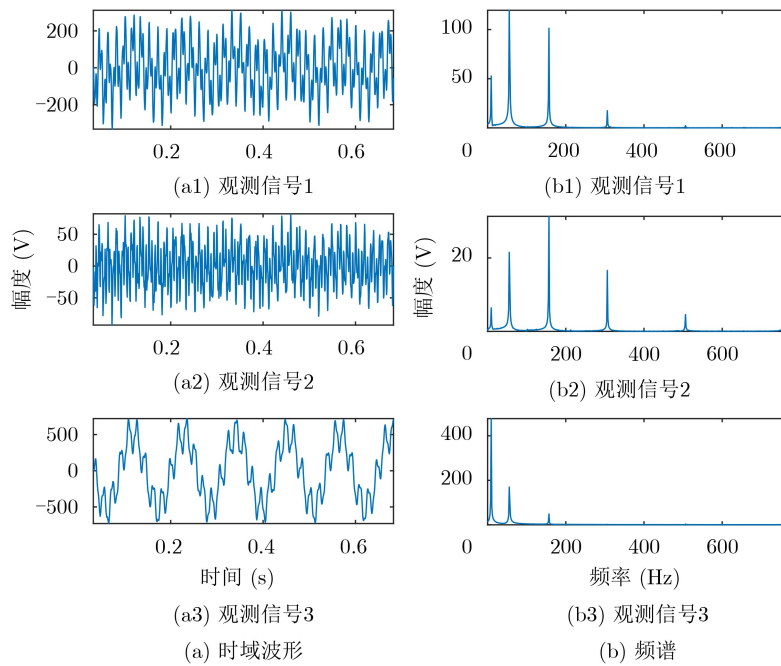


图 6 观测信号时域波形和频谱

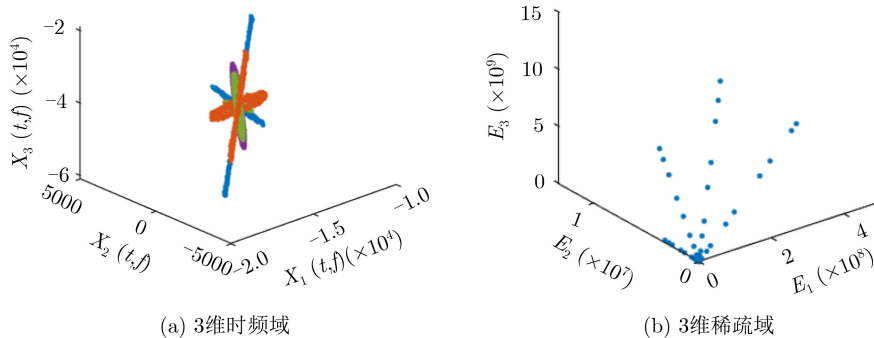


图 7 实测信号散点图

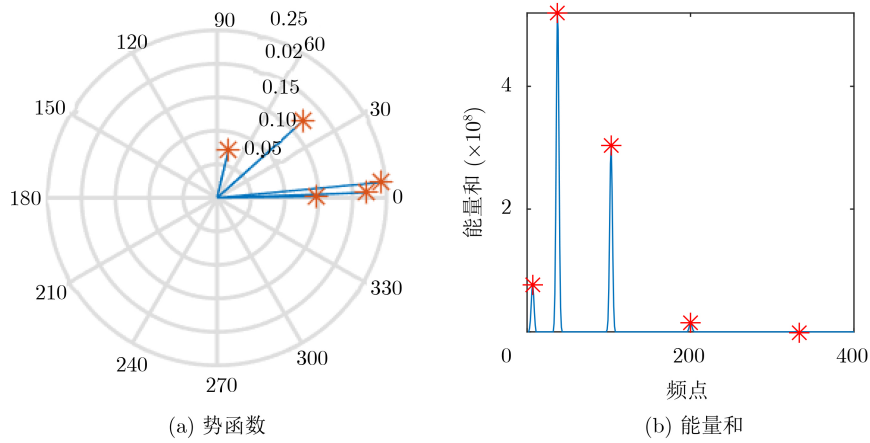


图8 测试实验中峰值分布情况

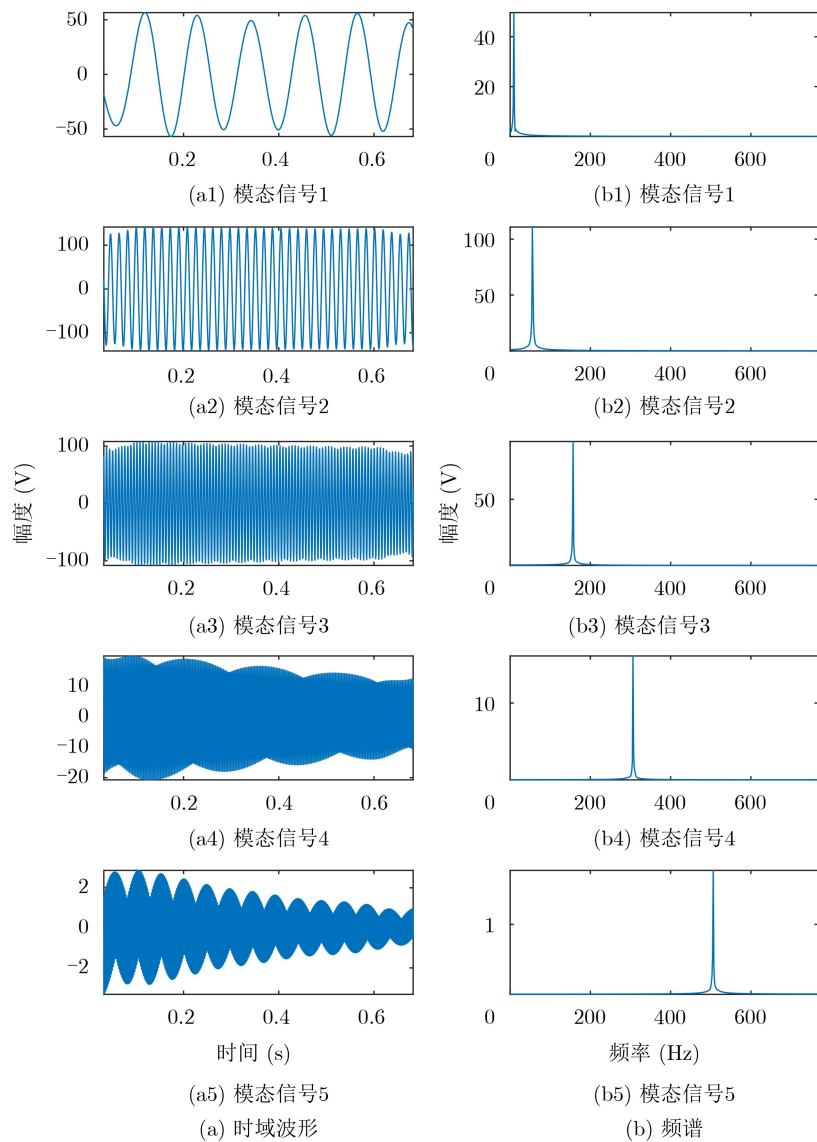


图9 估计源信号时域和频域

值间的差距，其中 V_{theo} 表示固有频率的理论值， V_{esti} 表示估计出的固有频率值。表1为理论固有频率和4种算法估计出的模态分量固有频率，其中小括

号中的数值越小就说明计算值与理论值越接近。可以得出，虽然文献[24]处理的是5个传感器采集到的信号，但计算出的固有频率与理论值还是差距较

表1 固有频率估计结果(Hz)

模态	理论值	文献[24]	Subspace ^[17]	UBSS-SCA ^[18]	本文
1st	8.9	10.07 (13.15%)	9.96 (11.91%)	9.82 (10.34%)	8.95 (0.56%)
2nd	55.78	56.27 (0.88%)	56.43 (1.17%)	55.94 (0.29%)	55.87 (0.16%)
3rd	156.20	155.67 (0.34%)	155.65 (0.35%)	155.61 (0.38%)	156.43 (0.15%)
4th	306.09	304.18 (0.62%)	304.59 (0.49%)	304.57 (0.49%)	306.11 (0.007%)
5th	505.84	500.90 (0.98%)	502.62 (0.64%)	501.03 (0.95%)	505.38 (0.09%)

大。实验表明本文所提方法优于Subspace和UBSS-SCA方法，在处理带时延的模态信号分离过程中所计算出的固有频率与理论值最接近。

5 结束语

由于信号采集过程中传感器数量会受到严重限制，这就会造成信源数往往大于传感器数，再加上传输信道的复杂性，信号时延也是不可避免的。所以研究带延时信息的UBSS方法很有实际意义。本文研究了一种考虑衰减延时的UBSS算法，首先，分析问题寻找稀疏域并利用势函数估计信源数；然后，根据信源数选取能量和峰值对应的频点构造时频掩码估计源信号的短时频谱；最后，利用填充线恢复时域估计源信号。实验表明该方法对模拟信号进行了有效分离，在处理实测悬臂梁锤击信号时，实现了多个模态的分离，成功地识别出了各阶模态固有频率。

参考文献

- [1] ZHOU Wenliang and CHELIDZE D. Blind source separation based vibration mode identification[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(8): 3072–3087. doi: [10.1016/j.ymssp.2007.05.007](https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2007.05.007).
- [2] BOFILL P and ZIBULEVSKY M. Underdetermined blind source separation using sparse representations[J]. *Signal Processing*, 2001, 81(11): 2353–2362. doi: [10.1016/S0165-1684\(01\)00120-7](https://doi.org/10.1016/S0165-1684(01)00120-7).
- [3] LI Yuanqing, AMARI S, CICHOCKI A, et al. Underdetermined blind source separation based on sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(2): 423–437. doi: [10.1109/TSP.2005.861743](https://doi.org/10.1109/TSP.2005.861743).
- [4] 吕晓德, 孙正豪, 刘忠胜, 等. 基于二阶统计量盲源分离算法的无源雷达同频干扰抑制研究[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(5): 1288–1296. doi: [10.11999/JEIT190178](https://doi.org/10.11999/JEIT190178).
- [5] 李扬, 张伟涛, 楼顺天. 基于联合对角化的声信号深度卷积混合盲分离方法[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(12): 2951–2956. doi: [10.11999/JEIT190067](https://doi.org/10.11999/JEIT190067).
- [6] LV Zhao, ZHANG Beibei, WU Xiaopei, et al. A permutation algorithm based on dynamic time warping in speech frequency-domain blind source separation[J]. *Speech Communication*, 2017, 92: 132–141. doi: [10.1016/j.specom.2017.06.007](https://doi.org/10.1016/j.specom.2017.06.007).
- [7] GUO Qiang, RUAN Guoqing, and QI Liangang. A complex-valued mixing matrix estimation algorithm for underdetermined blind source separation[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2018, 37(8): 3206–3226. doi: [10.1007/s00034-018-0796-6](https://doi.org/10.1007/s00034-018-0796-6).
- [8] REJU V G, KOH S N, and SOON I Y. Underdetermined convolutive blind source separation via time-frequency masking[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2010, 18(1): 101–116. doi: [10.1109/TASL.2009.2024380](https://doi.org/10.1109/TASL.2009.2024380).
- [9] ZHEN Liangli, PENG Dezhong, YI Zhang, et al. Underdetermined blind source separation using sparse coding[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 28(12): 3102–3108. doi: [10.1109/TNNLS.2016.2610960](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2016.2610960).
- [10] FU Weihong, CHEN Jiehu, and YANG Bo. Source recovery of underdetermined blind source separation based on SCMP algorithm[J]. *IET Signal Processing*, 2017, 11(7): 877–883. doi: [10.1049/iet-spr.2015.0100](https://doi.org/10.1049/iet-spr.2015.0100).
- [11] ZHANG Liangjun, YANG Jie, GUO Zhiqiang, et al. Underdetermined blind source separation from time-delayed mixtures based on prior information exploitation[J]. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 2015, 10(5): 2179–2188. doi: [10.5370/JEET.2015.10.5.2179](https://doi.org/10.5370/JEET.2015.10.5.2179).
- [12] YE Fang, CHEN Jie, GAO Lipeng, et al. A mixing matrix estimation algorithm for the time-delayed mixing model of the underdetermined blind source separation problem[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2019, 38(4):

- 1889–1906. doi: [10.1007/s00034-018-0930-5](https://doi.org/10.1007/s00034-018-0930-5).
- [13] 付永庆, 郭慧, 苏东林, 等. 基于源数估计的无约束欠定盲源分离算法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2015, 36(5): 730–735. doi: [10.3969/j.issn.1006-7043.201308065](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-7043.201308065).
FU Yongqing, GUO Hui, SU Donglin, *et al.* Unconstrained underdetermined blind source separation algorithm based on the source number estimation[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2015, 36(5): 730–735. doi: [10.3969/j.issn.1006-7043.201308065](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-7043.201308065).
- [14] YANG Zuyuan, TAN Beihai, ZHOU Guoxu, *et al.* Source number estimation and separation algorithms of underdetermined blind separation[J]. *Science in China Series F: Information Sciences*, 2008, 51(10): 1623–1632. doi: [10.1007/s11432-008-0138-6](https://doi.org/10.1007/s11432-008-0138-6).
- [15] CHENG Wei, LEE S, ZHANG Zhousuo, *et al.* Independent component analysis based source number estimation and its comparison for mechanical systems[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2012, 331(23): 5153–5167. doi: [10.1016/j.jsv.2012.06.021](https://doi.org/10.1016/j.jsv.2012.06.021).
- [16] LU Jiantao, CHENG Wei, HE Dong, *et al.* A novel underdetermined blind source separation method with noise and unknown source number[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2019, 457: 67–91. doi: [10.1016/j.jsv.2019.05.037](https://doi.org/10.1016/j.jsv.2019.05.037).
- [17] KIM S G and YOO C D. Underdetermined blind source separation based on subspace representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(7): 2604–2614. doi: [10.1109/TSP.2009.2017570](https://doi.org/10.1109/TSP.2009.2017570).
- [18] HE Changbo, LI Hongkun, and ZHAO Xinwei. Weak characteristic determination for blade crack of centrifugal compressors based on underdetermined blind source separation[J]. *Measurement*, 2018, 128: 545–557. doi: [10.1016/j.measurement.2018.06.047](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.06.047).
- [19] 肖明, 谢胜利, 傅予力. 基于频域单源区间的具有延迟的欠定盲分离[J]. 电子学报, 2007, 35(12): 2279–2283. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.2007.12.008](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.2007.12.008).
XIAO Ming, XIE Shengli, and FU Yuli. Underdetermined blind delayed source separation based on single source intervals in frequency domain[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(12): 2279–2283. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.2007.12.008](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.2007.12.008).
- [20] ZHANG Chaozhu, WANG Yu, JING Fulong, *et al.* Underdetermined blind source separation of synchronous orthogonal frequency hopping signals based on single source points detection[J]. *Sensors*, 2017, 17(9): 2074. doi: [10.3390/s17092074](https://doi.org/10.3390/s17092074).
- [21] LI Yibing, NIE Wei, and YE Fang. A complex mixing matrix estimation algorithm based on single source points[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2015, 34(11): 3709–3723. doi: [10.1007/s00034-015-0027-3](https://doi.org/10.1007/s00034-015-0027-3).
- [22] MUR A, DORMIDO R, DURO N, *et al.* An unsupervised method to determine the optimal number of independent components[J]. *Expert Systems with Applications*, 2017, 75: 56–62. doi: [10.1016/j.eswa.2017.01.015](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.01.015).
- [23] VINCENT E, GRIBONVAL R, and FEVOTTE C. Performance measurement in blind audio source separation[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2006, 14(4): 1462–1469. doi: [10.1109/TSA.2005.858005](https://doi.org/10.1109/TSA.2005.858005).
- [24] YANG Kai, YU Kaiping, and LI Qiaofeng. Modal parameter extraction based on Hilbert transform and complex independent component analysis with reference[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 40(1): 257–268. doi: [10.1016/j.ymssp.2013.05.003](https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2013.05.003).
- 马宝泽: 男, 1990年生, 博士生, 研究方向为盲信号分离及深度学习.
- 张天骐: 男, 1971年生, 教授, 博士后, 研究方向为扩频信号的盲处理、神经网络实现以及信号的同步处理.
- 安泽亮: 男, 1993年生, 博士生, 研究方向为深度学习在扩频通信中的应用.
- 张刚: 男, 1976年生, 教授, 博士, 研究方向为微弱信号检测和混沌保密通信.

责任编辑: 陈倩