

一种鲁棒的病态混叠信号欠定盲源分离算法

马捷* 黄高明 左炜 高俊
(海军工程大学电子工程学院 武汉 430033)

摘要: 噪声环境下的病态混叠信号具有较强的空间复共线性, 因此基于聚类的稀疏分量分析(SCA)方法难以在欠定条件下对其进行有效的分离。针对这一问题, 该文首先建立了噪声环境下病态混叠信号欠定盲源分离问题的数学模型, 分析了基于线性聚类的SCA方法在解决该问题时的局限性, 提出了一种基于SCA和非正交联合对角化(NJD)的分离算法, 该方法利用NJD不要求混叠矩阵为酉矩阵的特性, 较好地解决了欠定盲源分离中的病态混叠问题。仿真实验表明, 该方法在信号分离效果、噪声鲁棒性以及病态混叠鲁棒性上都明显优于基于启发式聚类粒子群优化的(CGPSO)的SCA方法。

关键词: 信号处理; 欠定盲源分离; 病态混叠; 非正交联合对角化; 稀疏分量分析

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)10-2378-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00195

A Robust Underdetermined Blind Sources Separation Algorithm for Ill-conditioned Mixing Signals

Ma Jie Huang Gao-ming Zuo Wei Gao Jun

(College of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: Because of the multi-colinearity of the ill-conditioned mixing signals, it is difficult to solve the issue of underdetermined blind sources separation for ill-conditioned mixing signals in noisy environment by Sparse Component Analysis (SCA). The model of the problem is built and the limitation of clustering methods to solve the problem is analyzed in this paper. Then a robust underdetermined blind sources separation algorithm based on SCA and Nonorthogonal Joint Diagonalization (NJD) is presented. NJD has the property that the mixing matrix is not necessarily unitary, which is used to solve the above problem in the novel algorithm. Simulation experiments show that the algorithm can improve the performance in separation performance, noise robust and ill-conditioned mixing robust compared with Cluster Guide Particle Swarm Optimization (CGPSO) algorithm.

Key words: Signal processing; Underdetermined blind sources separation; Ill-conditioned mixing; Nonorthogonal Joint Diagonalization (NJD); Sparse Component Analysis (SCA)

1 引言

盲源分离是上世纪末迅速发展起来的一种信号处理方法, 由于不需要对源信号和传输信道信息的精确掌握, 因此该理论自提出以来得到了迅猛发展, 现已广泛应用于通信、雷达、电子战、医学、图像、语音信号处理、生物医学等众多领域, 取得了显著的应用价值。

在实际应用中, 由于待分离目标信号的数量往往会超出传感器数, 因此近年来观测信号个数小于源信号个数的欠定盲源分离(Underdetermined Blind Sources Separation, UBSS)问题引起了国内

外研究人员的广泛关注^[1-6]。目前, 解决欠定盲源分离问题的主要工具为稀疏分量分析(Sparse Component Analysis, SCA)^[2-5], 该方法利用信号在时域或其变换域中的稀疏特性来实现信号盲源分离。然而, 现有的基于SCA的欠定盲源分离方法大多仅适用于混叠矩阵为良态矩阵(well-condition)的情况^[7], 当混叠矩阵存在病态特性时分离效果会显著下降。针对这一问题, Sun等人^[7]提出了利用改进的粒子群优化算法对病态混叠矩阵进行估计, 该方法引入了启发式粒子群算法, 并根据稀疏特性来设计适应性函数, 取得了一定效果。在目前已知的欠定盲源分离算法中, 该方法对于病态混叠信号的欠定盲源分离效果较为突出。但是, 由于该方法仍然是根据信号散点图的线性聚集特性来估计混叠矩阵, 当混叠矩阵病态程度较为严重时, 该方法的分离效果

2013-02-06 收到, 2013-07-16 改回

国家高技术研究发展计划(2011AAXXX061)和国家自然科学基金(60901069)资助课题

*通信作者: 马捷 majierex@126.com

有限。特别是在噪声环境中, 信号散点分布的线性聚集特性受到明显减弱, 该方法的性能将受到较大影响。

非正交联合对角化算法(Nonorthogonal Joint Diagonalization, NJD)最初是为了克服传统联合对角化方法的白化误差而提出的处理方法^[8-10]。由于 NJD 不需要预白化过程, 因而可以有效提高分离精度和对有色噪声的处理能力。然而, 将 NJD 方法不要求混叠矩阵为正交(酉)矩阵这一特性用于解决病态混叠信号的欠定盲源分离问题, 目前尚未见相关报道。

本文针对噪声环境下病态混叠信号的欠定盲源分离问题, 综合利用 SCA 和 NJD 理论, 提出了一种鲁棒的分离方法。该方法可有效提高病态混叠信号欠定盲源分离的噪声鲁棒性, 对于噪声环境下线性聚集特性较差的病态混叠信号具有良好的分离效果。

2 病态混叠信号的欠定盲源分离问题

首先建立病态混叠信号欠定盲源分离问题的数学模型, 并理论推导现有方法在噪声环境下的局限性。线性盲信号分离问题可以表示为

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} + \mathbf{V} \quad (1)$$

其中混叠矩阵 $\mathbf{A} \in R^{n \times m}$ 未知, 源信号矩阵 $\mathbf{S} = [\mathbf{s}(1), \dots, \mathbf{s}(T)] \in R^{m \times T}$ 由 m 维未知源信号构成, n 维观测矩阵 $\mathbf{X} \in R^{n \times T}$ 是由各个传感器得到的观测信号, $\mathbf{V} \in R^{n \times T}$ 为噪声。盲信号分离问题是在混叠矩阵 \mathbf{A} 和源信号 \mathbf{S} 未知的情况下, 只根据观测数据对混合情况和源信号进行估计。当源信号数量大于传感器数量($n < m$)时, 该盲源分离问题即为欠定盲源分离问题。

目前, 解决欠定盲源分离问题较为有效的工具为稀疏分量分析(SCA)。该方法主要利用源信号在时域或变换域的稀疏性这一附加信息, 来弥补传感器数量不足的问题^[3]。Georgiev 等人^[5]分析了基于 SCA 的欠定盲源分离所必须满足的基本条件: (1) 混叠矩阵 $\mathbf{A} \in R^{n \times m}$ 中的任意 $n \times n$ 子矩阵非奇异; (2) 源信号矩阵 \mathbf{S} 的任意列中最多含有 $m-1$ 个非零元素。其中条件(1)是对于混叠矩阵的要求, 条件(2)是对于信号稀疏性的要求。但实际应用中常常存在一种特殊情况, 即混叠矩阵虽然能满足条件, 但混叠矩阵中存在病态子矩阵, 这便是病态混叠的问题。

所谓病态问题是指对于一个观测问题, 观测值或者方程系数的微小变化会导致估计值发生巨大的相对变化^[7]。相应地, 如果观测值或者系数的微小变化对估计值影响不大, 那么系统则是良态的。病态

问题的显著表现是系统矩阵至少存在一个特征值非常接近于零, 即矩阵的各行(列)向量存在较强的复共线性, 这将会导致估计的方差和均方误差迅速膨胀^[11,12]。

对于盲源分离问题, 不妨假设 $\mathbf{A}' \in R^{n \times n}$ 且 $\mathbf{A}' \subset \mathbf{A}$ 为病态矩阵, 即

$$\mathbf{A}' = \begin{pmatrix} \mathbf{a}'_1 & \mathbf{a}'_2 & \cdots & \mathbf{a}'_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n,1} & a_{n,2} & \cdots & a_{n,n} \end{pmatrix} \quad (2)$$

其中 $\mathbf{a}'_1, \mathbf{a}'_2, \dots, \mathbf{a}'_n$ 为 \mathbf{A}' 的列向量, 有 $k_1 \mathbf{a}'_1 \approx k_2 \mathbf{a}'_2 \approx \dots \approx k_n \mathbf{a}'_n$, k_1, k_2, \dots, k_n 为常数, 由于后期要进行归一化处理, 不妨设 $k_1 = k_2 = \dots = k_n = 1$, 即 $\mathbf{a}'_1 \approx \mathbf{a}'_2 \approx \dots \approx \mathbf{a}'_n$ 。

当信号满足条件(2)时, 可假设在任意 t_a 时刻仅有 $s_{j_a}(t_a)$ 非零, 即对于 $\forall j_a \neq j_b$ 有 $s_{j_a}(t_a) \neq 0$, $s_j(t) = 0$, $j \neq j_a$, $j = 1, \dots, m$ 且 $s_{j_b}(t_b) \neq 0$, $s_j(t_b) = 0$, $j \neq j_b$, $j = 1, \dots, m$ 。其中 $j_a = 1, 2, \dots, n$, $j_b = 1, 2, \dots, n$ 。则有

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t_a) &= \mathbf{A}\mathbf{s}(t_a) + \mathbf{v}(t_a) = \sum_{j=1}^n \mathbf{a}_j \cdot s_j(t_a) + \mathbf{v}(t_a) \\ &= \mathbf{a}_{j_a} \cdot s_{j_a}(t_a) + \mathbf{v}(t_a) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t_b) &= \mathbf{A}\mathbf{s}(t_b) + \mathbf{v}(t_b) = \sum_{j=1}^n \mathbf{a}_j \cdot s_j(t_b) + \mathbf{v}(t_b) \\ &= \mathbf{a}_{j_b} \cdot s_{j_b}(t_b) + \mathbf{v}(t_b) \approx \mathbf{a}_{j_a} \cdot s_{j_b}(t_b) + \mathbf{v}(t_b) \\ &= \frac{s_{j_b}(t_b)}{s_{j_a}(t_a)} \left(\mathbf{a}_{j_a} \cdot s_{j_a}(t_a) + \frac{s_{j_a}(t_a)}{s_{j_b}(t_b)} \mathbf{v}(t_b) \right) \\ &= l \cdot \left(\mathbf{a}_{j_a} \cdot s_{j_a}(t_a) + \frac{s_{j_a}(t_a)}{s_{j_b}(t_b)} \mathbf{v}(t_b) \right) \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $l = \frac{s_{j_b}(t_b)}{s_{j_a}(t_a)}$ 。当 $s_{j_a}(t_a) \cdot \mathbf{v}(t_b) = s_{j_b}(t_b) \cdot \mathbf{v}(t_a)$ 时,

$\mathbf{x}(t_b) = l \cdot \mathbf{x}(t_a)$, 即在噪声的影响下, 不同的源信号经过病态混叠, 两者的观测信号可能具有较强的线性相关性。因此, 采用改进的聚类方法^[7]仍然难以有效分离源信号。

3 基于 NJD-SCA 的病态混叠信号的欠定盲源分离

根据第 2 节分析, 病态混叠信号的欠定盲源分离问题可描述为

$$\mathbf{X}_{n \times T} = \mathbf{A}_{n \times m} \mathbf{S}_{m \times T} + \mathbf{V}_{n \times T} \quad (5)$$

其中 $n < m$, $\mathbf{A}' \in R^{n \times n}$ 且 $\mathbf{A}' \subset \mathbf{A}$ 为病态矩阵。

按照第 2 假设, 在 t_a 时刻仅有 $s_{j_a}(t_a)$ 为非零值, 其中 $j_a = 1, 2, \dots, n$ 。设在 t_p 时刻, $s_{j_p}(t_p) \neq 0$ 且 $s_j(t_p) = 0$, $j \neq j_p$, $j = 1, \dots, m$, 其中 $n+1 \leq j_p \leq m$ 。

文中的 $s_{j_a}(t)$ 和 $s_{j_p}(t)$ 均为满足条件的一类信号, 不代表具体的信号数量。在理想条件下 ($\mathbf{V} = 0$), 有

$$\mathbf{x}(t_p) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t_p) = \sum_{j=1}^n \mathbf{a}_j \cdot s_{j_p}(t_p) = \mathbf{a}_{j_p} \cdot s_{j_p}(t_p), \quad t = 1, \dots, T \quad (6)$$

即

$$\frac{x_1(t_p)}{a_{1,j_p}} = \frac{x_2(t_p)}{a_{2,j_p}} = \dots = \frac{x_n(t_p)}{a_{n,j_p}} = s_{j_p}(t_p) \quad (7)$$

其中 $\mathbf{a}_{j_p} = [a_{1,j_p}, \dots, a_{n,j_p}]^T$ 。由式(7)可知在 s_{j_p} ($n+1 \leq j_p \leq m$) 起主导作用的时刻, 观测向量具有较独立的线性特性。而根据上节分析, 在 s_{j_a} ($j_a = 1, 2, \dots, n$) 起主导作用的时刻, 由于噪声及病态混叠的影响, 观测向量具有空间的复共线性。使用聚类方法^[13]求出的混叠矩阵 \mathbf{A} 中 s_{j_p} 对应的列向量 \mathbf{a}_{j_p} 为有效估计, 而 \mathbf{a}_{j_a} 为无效估计。

下面, 利用上述估计出的 $\hat{\mathbf{A}}$ 对 s_{j_p} 进行估计, 即已知 $\mathbf{x}(t)$ 和 \mathbf{a}_j , 求解欠定方程组 $\mathbf{x}(t) = \sum_{j=1}^m \mathbf{a}_j s_j(t)$ 。由于解 $s_j(t)$ 不唯一, 故利用稀疏性条件(2), 该问题变为求解最小 l_1 范数问题:

$$\text{s.t.} \quad \min \sum_{j=1}^m |s_j(t)|, \quad \mathbf{x}(t) = \sum_{j=1}^m \mathbf{a}_j s_j(t) \quad (8)$$

本文选用最短路径法^[14]。通过对 \mathbf{a}_{j_p} 和 $s_{j_p}(t)$ 的求解, 式(5)转化为

$$\mathbf{X}'_{n \times T} = \mathbf{A}'_{n \times n} \mathbf{S}_{n \times T} + \mathbf{V}_{n \times T} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{A}' \in R^{n \times n}$ 为病态矩阵, $\mathbf{X}'_{n \times T} = \mathbf{X}_{n \times T} - (\mathbf{a}_{j_p})_{n \times 1} \cdot (s_{j_p}(t))_{1 \times T}$ 。这属于正定条件下的病态混叠问题, 可以考虑使用联合对角化问题求解。但由于传统的正交联合对角化方法要求混叠矩阵为正交(酉)矩阵, 而这里的混叠矩阵 \mathbf{A}' 的各列向量具有较强的线性相关性, 故使用 NJD 方法。

对于源信号为零均值且互不相关的非白平稳信号, 混合信号在 τ_1 时延二阶相关矩阵具有如式(10)的可对角化结构:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{\mathbf{x}'}(\tau_1) &= \mathbb{E}\{\mathbf{x}'(t)\mathbf{x}'^T(t + \tau_1)\} \\ &= \mathbf{A}' \cdot \mathbb{E}\{\mathbf{s}(t)\mathbf{s}^T(t + \tau_1)\} \cdot (\mathbf{A}')^T \\ &= \mathbf{A}' \cdot \text{diag}\{\rho_1(\tau_1), \rho_2(\tau_1), \dots, \rho_N(\tau_1)\} \cdot (\mathbf{A}')^T \end{aligned} \quad (10)$$

给定 K 个不同时延 $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_K$, 混合信号的 K 个时延相关矩阵构成一个目标矩阵集合 $\mathcal{R} = \{\mathbf{R}_{\mathbf{x}'}(\tau_1), \mathbf{R}_{\mathbf{x}'}(\tau_2), \dots, \mathbf{R}_{\mathbf{x}'}(\tau_K)\}$, 联合对角化的目的即寻找满足式(11)的非奇异的角化矩阵 $\hat{\mathbf{A}}$:

$$\mathbf{R}_{\mathbf{x}'}(\tau_k) = \hat{\mathbf{A}} \cdot \mathbf{\Lambda}(\tau_k) \cdot (\hat{\mathbf{A}})^T, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (11)$$

其中 $\mathbf{\Lambda}(\tau_k)$ 为对角矩阵, $\hat{\mathbf{A}}$ 即为对 \mathbf{A}' 的估计。而式(11)可以转化为用 Gauss-Newton 迭代算法等非正

交方式求解如式(12)的优化问题^[11]:

$$J(\hat{\mathbf{A}}) = \sum_{k=1}^K w_k \left\| \mathbf{R}_{\mathbf{x}'}(\tau_k) - \hat{\mathbf{A}} \cdot \mathbf{\Lambda}(\tau_k) \cdot (\hat{\mathbf{A}})^T \right\|_{\mathbb{F}}^2 \quad (12)$$

其中 $w_k, k = 1, \dots, K$ 为正的权值系数。

对于式(9)所示的正定问题, 估计出 \mathbf{A}' 后即可求出唯一的 $s_{j_a}(t)$ 。至此, 源信号被全部分离出来。

基于 NJD-SCA 的病态混叠信号的欠定盲源分离算法完整过程如下:

步骤 1 对观测矩阵 $\mathbf{X} \in R^{n \times T}$ 的各列向量 $\mathbf{x}(t)$ 进行归一化处理 $\tilde{\mathbf{x}}(t) = \frac{\mathbf{x}(t)}{\|\mathbf{x}(t)\|_2}$;

步骤 2 对 $\tilde{\mathbf{x}}(t)$ 进行聚类, 以聚类的线性中心作为对 $\mathbf{A}_{n \times m}$ 估计, 并提取其中的列向量 \mathbf{a}_{j_p} ;

步骤 3 求解欠定方程组式(8), 估计出 $s_{j_p}(t)$;

步骤 4 令 $\mathbf{X}'_{n \times T} = \mathbf{X}_{n \times T} - (\mathbf{a}_{j_p})_{n \times 1} \cdot (s_{j_p}(t))_{1 \times T}$, 并求出矩阵集 $\mathcal{R} = \{\mathbf{R}_{\mathbf{x}'}(\tau_1), \mathbf{R}_{\mathbf{x}'}(\tau_2), \dots, \mathbf{R}_{\mathbf{x}'}(\tau_K)\}$;

步骤 5 使用非正交方法求解式(12), 估计出 \mathbf{A}' ;

步骤 6 求解式(9)得到 $s_{j_a}(t)$, 则 $s_{j_a}(t), s_{j_p}(t)$ 即为分离信号。

4 实验仿真

实验 1 分离效果实验。使用脉冲压缩雷达信号作为信号源来验证算法对于病态混叠信号的欠定盲源分离效果。假设 3 个信号源分别为线性调频(LFM)、非线性调频(NLFM)及相位编码调制, 并各记录 5200 个采样信号点, 即源信号矩阵 $\mathbf{S} \in R^{3 \times 5200}$, 源信号时域波形和幅度谱如图 1 所示。观测信号如图 2 所示, 其中 \mathbf{V} 为高斯白噪声。随机产生混叠矩阵 $\mathbf{A} \in R^{2 \times 3}$ 并记录满足病态特性的矩阵作为混叠矩阵。当 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.3952 & 0.3580 & 0.8242 \\ 0.9333 & 0.9337 & 0.5663 \end{bmatrix}$, 信噪比为 20

dB 时, 接收信号的散点图如图 3 所示, 图中实线为混叠矩阵中的列向量。图中可以看出, 由于混叠矩阵中子矩阵 $\begin{bmatrix} 0.3952 & 0.3580 \\ 0.9333 & 0.9337 \end{bmatrix}$ 的病态性显著, 致使

列向量 $\begin{bmatrix} 0.3952 \\ 0.9333 \end{bmatrix}$ 与 $\begin{bmatrix} 0.3580 \\ 0.9337 \end{bmatrix}$ 之间存在明显的复共线性, 故使用聚类方法对混叠矩阵进行估计具有较大难度。

由于文献[7]所述的 CGPSO(Cluster Guide Particle Swarm Optimization)方法在现有方法中对于病态混叠信号欠定盲源分离的效果较为突出, 并且该方法能够代表利用信号散点图的线性聚集特性

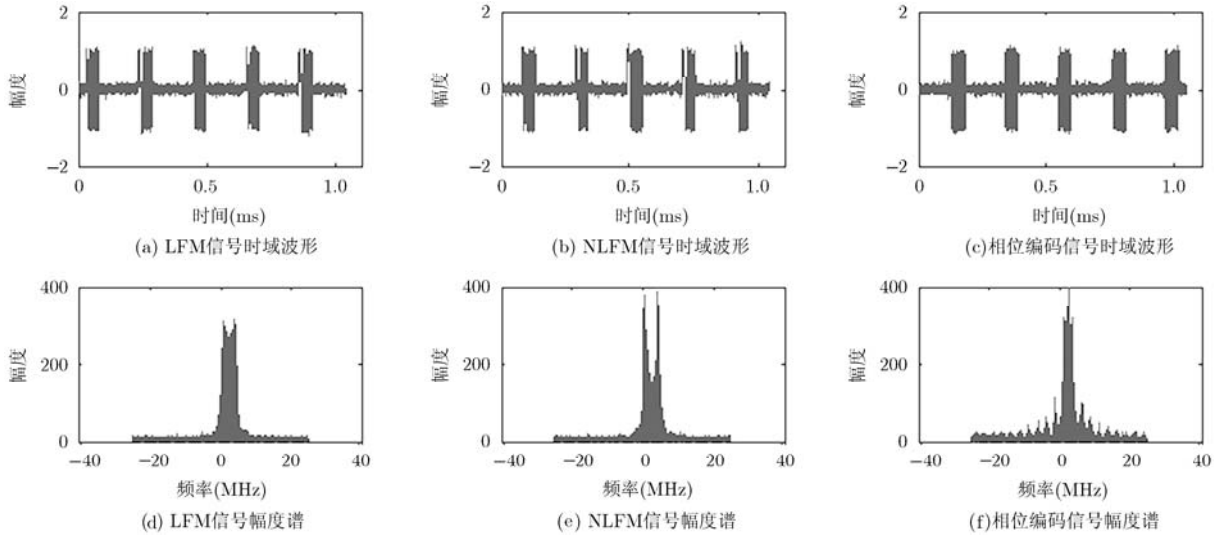


图 1 源信号

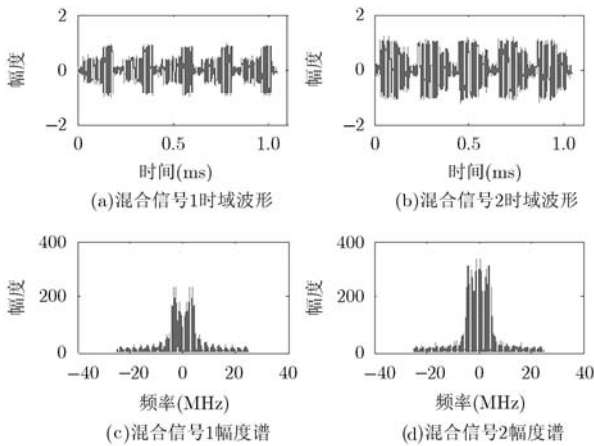


图 2 混合信号

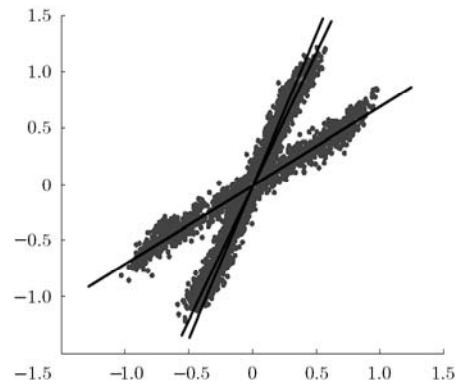


图 3 混合信号散点图(类似文献均无坐标标注)

估计混叠矩阵这类方法的分离水平，故将本文提出的 NJD-SCA 与 CGPSO 进行比较，二者对于病态混叠信号的欠定盲源分离效果分别如图 4，图 5 所示。可以直观地看出在噪声环境下且混叠矩阵病态性较为严重时，CGPSO 对信号的欠定盲源分离效果不理想，而 NJD-SCA 则可以较好地分离出源信号。

实验 2 噪声鲁棒性实验。 为量化分离效果，采用如式(13)的“重构信噪比(S/N)”来衡量源信号 \mathbf{S} 与分离信号 \mathbf{S}' 之间的相似程度^[3]：

$$S/N = -10 \lg \frac{\|\mathbf{S}' - \mathbf{S}\|^2}{\|\mathbf{S}\|^2} \quad (13)$$

其中，源信号 \mathbf{S} 与分离信号 \mathbf{S}' 应先通过尺度调整使其具有相等的能量。重构信噪比越大表示分离效果越好，通常 $S/N \geq 25$ 即可达到较好分离效果^[15]。

本实验检验不同噪声强度下的算法性能。取混

叠矩阵为 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.3580 & 0.3712 & 0.8242 \\ 0.9337 & 0.9285 & 0.5663 \end{bmatrix}$ ，CGPSO 和

NJD-SCA 方法在不同噪声条件下的分离性能如图 6 所示。在不同噪声条件下 NJD-SCA 方法分离性能都要明显优于 CGPSO 方法。在该混叠矩阵下，NJD-SCA 方法在信噪比大于 15 dB 时可以达到较好分离效果，而 CGPSO 方法在信噪比达为 30 dB 时仍无法有效分离信号。这一实验现象与前文的理论分析相符，由于存在噪声的影响，单纯依靠对聚类方法进行优化难以满足分离要求。

实验 3 病态混叠鲁棒性实验。 下面检验在不同病态程度下算法的分离性能。为度量矩阵病态程度，引入常用病态性指标“条件数”(condition number)，其定义为

$$C(\mathbf{A}) = \|\mathbf{A}^{-1}\| \cdot \|\mathbf{A}\| \quad (14)$$

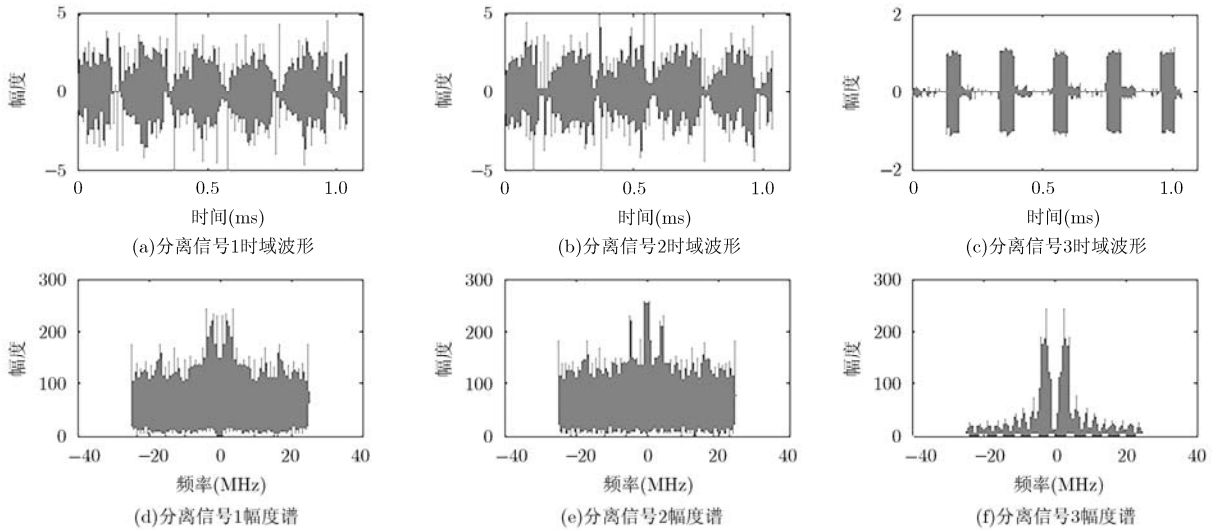


图 4 CGPSO 方法分离效果

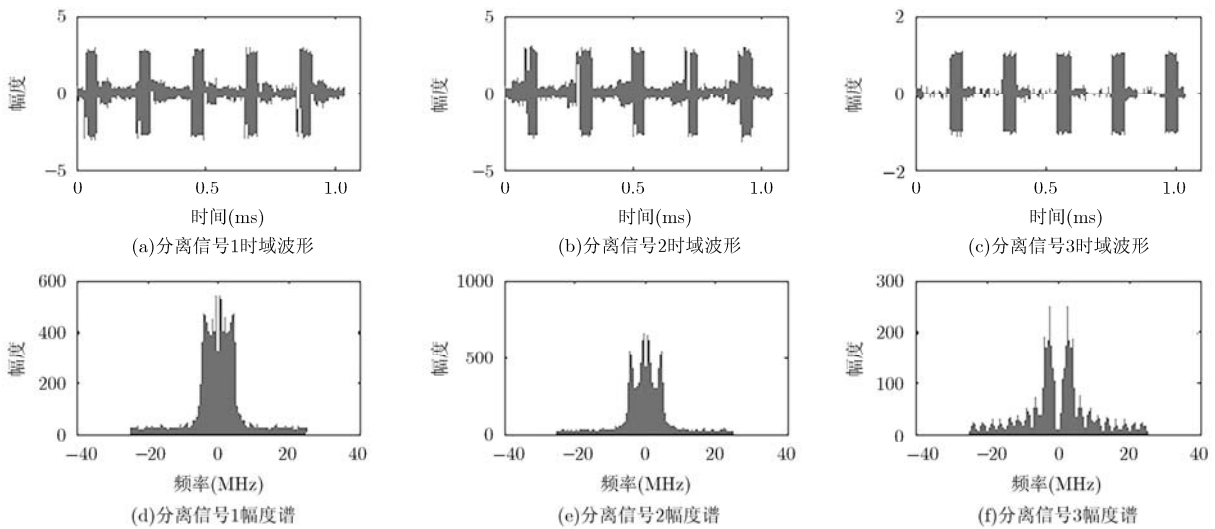


图 5 NJD-SCA 方法分离效果

其中 $\|A\|$ 为矩阵 A 的矩阵范数。条件数度量了矩阵特征值的离散程度,根据统计经验当条件数小于 100 时系统没有病态性;条件数位于 100 到 1000 之间时,存在中等程度的病态性;条件数超过 1000 时可认为存在严重的病态性^[16]。

对于信噪比为 20 dB 的条件,取 7 组病态程度不等的混叠矩阵,按照条件数大小排序。图 7 显示了 CGPSO 方法和 NJD-SCA 方法在不同病态程度的混叠条件下的分离效果。可以看出,NJD-SCA 方法的病态混叠鲁棒性较强,当噪声条件一定时,条件数在一定范围内的变化对于 NJD-SCA 方法的分离效果影响不大;而 CGPSO 在病态程度较小时(条件数为 10.7)就开始受到影响,并随着混叠矩阵条件数的上升分离性能迅速下降。由此可知在相同噪声条件下,NJD-SCA 方法的病态混叠鲁棒性优于 CGPSO 方法。

5 结论

病态混叠信号欠定盲源分离是信号欠定盲源分离过程中常见的问题,特别是在噪声影响下该问题会更加凸显,这直接制约了欠定盲源分离技术在实际中的应用和发展。本文针对噪声环境下病态混叠信号的欠定盲源分离问题,提出了一种鲁棒的 NJD-SCA 分离算法。该方法将 NJD 不要求混叠矩阵为正交(酉)矩阵的特性运用于解决病态混叠问题中,并有机地结合了 SCA 解决欠定问题的优势,较好地解决了上述问题。仿真实验表明,相对于基于线性聚类的 CGPSO 算法,NJD-SCA 算法有效地提高了病态混叠信号的欠定盲源分离效果,并且对于噪声和病态混叠的鲁棒性明显优于 CGPSO 算法。

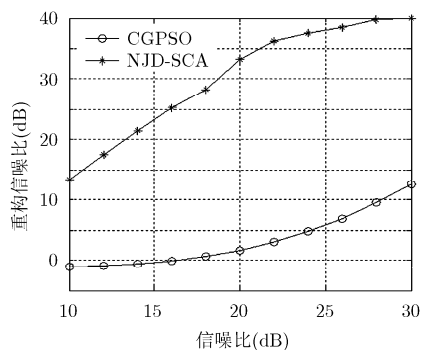


图 6 不同噪声条件的性能比较

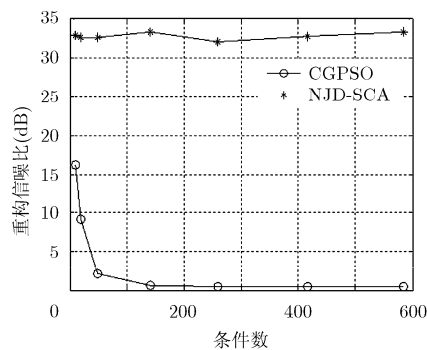


图 7 不同病态程度的分离性能比较

参 考 文 献

- [1] Xie Sheng-li, Yang Liu, Yang Jun-mei, *et al.* Time-frequency approach to underdetermined blind source separation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2012, 23(2): 306-316.
 - [2] Peng De-zhong and Xiang Yong. Underdetermined blind source separation based on relaxed sparsity condition of sources[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(2): 809-814.
 - [3] Boll P and Zibulevsky M. Underdetermined blind source separation using sparse representations[J]. *Signal Processing*, 2001, 81(11): 2353-2362.
 - [4] Elad M. *Sparse and Redundant Representations*[M]. Berlin: Springer, 2010: 309-316.
 - [5] Georgiev P, Theis F J, and Cichocki A. Sparse component analysis and blind source separation of underdetermined mixtures[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2005, 16(4): 992-996.
 - [6] 陈晓军, 成昊, 唐斌. 基于ICA的雷达信号欠定盲分离算法[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(4): 919-924.
Chen Xiao-jun, Cheng Hao, and Tang Bin. Underdetermined blind radar signal separation based on ICA[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(4): 919-924.
 - [7] Sun Tsung-ying, Liu Chan-cheng, Tsai Shang-jeng, *et al.* Cluster Guide Particle Swarm Optimization (CGPSO) for underdetermined blind source separation with advanced conditions[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2011, 15(6): 798-811.
 - [8] Chabriel G and Barrère J. A direct algorithm for nonorthogonal approximate joint diagonalization[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(1): 39-47.
 - [9] Xu Xian-feng, Feng Da-zheng, and Zheng Wei-xing. A fast algorithm for nonunitary joint diagonalization and its application to blind source separation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(7): 3457-3463.
 - [10] Zhang Wei-tao and Lou Shun-tian. A recursive solution to nonunitary joint diagonalization[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(1): 313-320.
 - [11] Leong Wai-yie and Mandic D P. Post-nonlinear blind extraction in the presence of ill-conditioned mixing[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems, I: Regular Papers*, 2008, 55(9): 2631-2638.
 - [12] Peris R, Marquina A, and Candela V. The convergence of the perturbed Newton method and its application for ill-conditioned problems[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2011, 218(7): 2988-3001.
 - [13] Li Yuan-qing, Shun-Ichi A, Cichocki A, *et al.* Underdetermined blind source separation based on sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(2): 423-437.
 - [14] Theis F J, Lang E W, and Puntinet C G. A geometrical algorithm for overcomplete linear ICA[J]. *Neurocomputing*, 2004, 56(1-4): 381-398.
 - [15] 何昭水, 谢胜利, 傅予力. 稀疏表示与病态混叠盲分离[J]. *中国科学 E 辑: 信息科学*, 2006, 36(8): 864-879.
He Zhao-shui, Xie Sheng-li, and Fu Yu-li. Sparse representation and blind source separation of ill-conditioned mixing mixture[J]. *SCIENCE in CHINA (Series E): Information Sciences*, 2006, 36(8): 864-879.
 - [16] Golub G H, and Loan C F Van. *Matrix Computations*[M]. 3rd Ed, Baltimore, MD: Johns Hopkins University Press, 1996: 556-572.
- 马 捷: 男, 1986 年生, 博士生, 研究方向为盲信号处理、无源探测。
黄高明: 男, 1972 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达/电子战信号处理、盲信号处理、无源探测。
左 炜: 男, 1979 年生, 讲师, 博士, 研究方向为雷达信号处理。