

欠定情形下语音信号盲分离的新方法

白 琳, 陈 豪

(中国空间技术研究院 西安分院 空间微波技术国防科技重点实验室, 西 安 710000)

**摘 要:** 提出了一种新的两步法来实现欠定情形下语音信号的盲分离。第一步, 采用一种重构观测信号采样点搜索法来估计混合矩阵; 第二步, 提出了一种伪提取矢量的概念, 通过伪提取矢量来提取取值占优的源信号的采样值来恢复源信号。在源信号的恢复过程中, 还使用了经典的基于线性规划的欠定盲源分离方法。结果表明: 该方法由于在信号的各采样点处无须优化, 在源信号的分离过程中, 分离速度要比基于线性规划的方法快数倍, 且分离精度不低于基于线性规划的方法。仿真结果表明了该算法的良好性能。

**关键词:** 两步法; 欠定盲源分离; 稀疏表征; 伪提取矢量

**中图分类号:** TN912.3      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2010)07-2509-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2010.07.030

New method of underdetermined blind voice source separation

BAILin CHEN Hao

(National Key Laboratory of Science & Technology on Space Microwave Technology Xi'an Division of China Academy of Space Technology Xi'an 710000 China)

**Abstract:** This paper put forward a new kind of two step approach to separate underdetermined blind voice signals. The first step the mixing matrix was estimated by searching observation signals newly constructed. The second step a new concept of pseudo extraction vectors was put forward and the pseudo extraction vectors were used to recover the signal dominating for each sampling. In the process of separating the source signals the method based on linear programming was also used. Some conclusions could be seen: the method based on pseudo extraction vectors free of optimizing process increases the velocity of separating source signals. The velocity of separation of the method based on pseudo extraction vectors was several fold of the method based on linear programming. The precision of separation of the method based on pseudo extraction vectors was also not lower than the method based on linear programming. The simulating results illustrate the better performance of the method.

**Key words:** two step approach; underdetermined BSS; sparse representation; pseudo extraction vectors

引言

独立信号源的盲分离指在不知道源信号和传输信道任何先验知识的情况下仅通过观察信号恢复出各个独立源信号的过程<sup>[1]</sup>。考虑最一般的线性盲分离模型: 设  $s(k) = (s_1(k), s_2(k), \dots, s_n(k))^T$  是  $n$  个零均值未知独立的源信号矢量;  $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_m(k))^T$  是经过信道传输混合后  $m$  个观测信号的矢量。其数学模型可以表示为

$$x(k) = A s(k) \tag{1}$$

其中:  $A$  是一个  $m \times n$  阶的未知矩阵, 称为混合矩阵。在大部分关于盲信号分离的研究中, 一般假设  $m > n$  (观测信号的数目大于源信号的数目) 而  $m < n$  (欠定情形) 时的各种盲分离算法, 包括 JADE 算法、ICA 算法以及各种盲提取方法等, 都无法实现所有源信号的分离。考虑到语音信号在频域中具备一定的稀疏特性, 因此可以采用基于稀疏表示 (sparse representation) 的两步法 (two step approach) 在频域中实现语音信号的欠定盲分离<sup>[2-5]</sup>。

本文提出了一种新的两步法来实现语音信号的欠定盲分

离: a) 首先采用了一种重构频域观测信号采样点搜索法来估计混合矩阵; b) 提出了一种伪提取矢量的概念, 假设在频域观测信号的每个采样点存在一个提取矢量, 该提取矢量不同于适应模型 (源信号数目等于观测信号数目) 下的盲提取矢量, 本文称其为伪提取矢量, 通过其提取取值占优的源信号的采样值来恢复源信号。本文方法相比于基于线性规划的两步法分离源信号, 分离速度大大提高。

混合矩阵的估计

本文采用了一种搜索重构观测信号采样点的方法, 每次只需在稀疏域 (信号具备一定稀疏特性的处理域) 搜索出少数某源信号取值占优的采样点, 就可以通过这些采样点处的重构观测信号数据, 估计出混合矩阵的某一行。依次类推估计整个混合矩阵。假设式 (1) 混合模型中的  $x(k), s(k)$  分别为观测信号和源信号在稀疏域中的矢量形式,  $k$  为采样点。下面介绍混合矩阵第一行的估计方法, 对于混合矩阵其他行的估计, 方法类似。假设  $k = 1, 2, \dots, i$  的采样点为源信号  $s_1(k)$  取值非零或取值占优的采样点。此时, 在这些采样点的观测信号矢量便可以近似写为 (记为  $x_i$ ) 如下的形式<sup>[6]</sup>:

$$\begin{aligned}\overline{x_1} &= [a_{11} s_1(i) \ a_{11} s_1(j) \ \dots \ a_{11} s_1(p)] = a_{11} K \\ \overline{x_2} &= [a_{21} s_1(i) \ a_{21} s_1(j) \ \dots \ a_{21} s_1(p)] = a_{21} K \\ &\vdots \\ \overline{x_n} &= [a_{n1} s_1(i) \ a_{n1} s_1(j) \ \dots \ a_{n1} s_1(p)] = a_{n1} K\end{aligned}\tag{2}$$

其中:  $K$ 为一常数矢量  $[s_1(i) \ s_1(j) \ \dots \ s_1(p)]$ 。对式(2)两边同除以  $a_{11} K$  并将式(2)中的第一个等式  $a_{11} K = \overline{x_1}$ 代入其余等式中, 可得

$$\begin{cases} \frac{\overline{x_1}}{a_{11}} = [1 \ 1 \ \dots \ 1] \\ \frac{\overline{x_2}}{a_{11}} = [\frac{a_{21}}{a_{11}} \ \frac{a_{21}}{a_{11}} \ \dots \ \frac{a_{21}}{a_{11}}] \\ \vdots \\ \frac{\overline{x_n}}{a_{11}} = [\frac{a_{n1}}{a_{11}} \ \frac{a_{n1}}{a_{11}} \ \dots \ \frac{a_{n1}}{a_{11}}]\end{cases}\tag{3}$$

在式(3)两边同乘以  $a_{11}$ , 并在  $k=i \ j \ \dots \ p$  的采样点中选取一个采样点观测值(在实际计算时, 可以求这些值的均值)记为  $X=[X_1 \ X_2 \ \dots \ X_n]$ , 于是可以得到第一列的估计  $a_1$ , 将  $a_1=[a_{11} \ a_{21} \ \dots \ a_{n1}]^T$  标准化为单位向量  $\hat{a}_1=[\hat{a}_{11} \ \hat{a}_{21} \ \dots \ \hat{a}_{n1}]^T$ , 最终可得到混合矩阵第一列的估计  $\hat{a}_1$  即

$$\begin{cases} a_{11} \frac{\overline{x_1}}{X_1} = a_{11} \\ a_{21} \frac{\overline{x_2}}{X_2} = a_{21} \\ \vdots \\ a_{n1} \frac{\overline{x_n}}{X_n} = a_{n1} \end{cases} \Rightarrow a_1 = \begin{bmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ \vdots \\ a_{n1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \overline{x_1} \\ \overline{x_2} \\ \vdots \\ \overline{x_n} \end{bmatrix} \Rightarrow \hat{a}_1 = \begin{bmatrix} \frac{\overline{x_1}}{X_1} \\ \frac{\overline{x_2}}{X_2} \\ \vdots \\ \frac{\overline{x_n}}{X_n} \end{bmatrix} \tag{4}$$

其中:  $M=1/\sqrt{(\frac{\overline{x_1}}{X_1})^2+(\frac{\overline{x_2}}{X_2})^2+\dots+(\frac{\overline{x_n}}{X_n})^2}$ 。混合矩阵其他列的估计, 方法类似。

源信号的恢复

对于欠定盲分离模型下源信号的恢复, 目前最常用的一种方法就是基于线性规划的方法。该方法的实质是在各个稀疏域采样点处的优化问题, 假设共有  $T$  个采样点, 则盲源分离问题就转换为求解  $T$  个优化问题。关于该方法, 许多文献中都有类似的研究<sup>[7 8]</sup>, 这里不详细论述。

本文给出了一种新的源信号恢复的方法: 在欠定盲源分离中, 存在一个提取矢量组  $w=(w_1 \ w_2 \ \dots \ w_n)$  本文把这些矢量  $w_1, w_2, \dots, w_n$  称为伪提取矢量, 而伪提取矢量  $w_i(i \in 1 \ 2 \ \dots \ n)$  能在稀疏域中恢复出第  $i$  个源信号取值占优的各个采样点。下面对这一方法进行简单证明。

证明 假设在稀疏域中的  $T_1 \ T_2(T_1 \ T_2 \in 1 \ 2 \ \dots \ T)$  采样点处, 源信号  $s_i$  取值占优。即当  $i=j, s_j(T_1) \neq 0 \ s_j(T_2) \neq 0$  而当  $j \neq i, i \in 1 \ 2 \ \dots \ n, s_j(T_1)=0 \ s_j(T_2)=0$  设提取矢量  $w_i(i \in 1 \ 2 \ \dots \ n)$  与  $r_i(i \in 1 \ 2 \ \dots \ n)$  分别能恢复出  $s_i(T_1)$  与  $s_i(T_2)$  即

$$\begin{aligned}w_{i1} x_{1T_1} + \dots + w_{in} x_{nT_1} &= s_{iT_1} \\ r_{i1} x_{1T_2} + \dots + r_{in} x_{nT_2} &= s_{iT_2}\end{aligned}\tag{5}$$

由于  $w_i$  和  $r_i$  分别都是  $m$  维矢量, 故除了式(5)以外, 要求解  $w_i$  和  $r_i$  分别还需要  $m-1$  个等式。不失一般性, 假设  $s_i$  的第  $1 \ 2 \ \dots \ m-1$  个采样点为非取值占优时刻, 即  $s_i(k) \approx 0 \ k=1 \ 2 \ \dots \ m-1$ 。于是, 可得  $m$  元线性方程组:

$$\begin{cases} w_{i1} x_{1T_1} + \dots + w_{in} x_{nT_1} = s_{iT_1} \\ w_{i1} x_{1T_2} + \dots + w_{in} x_{nT_2} = s_{iT_2} \\ \vdots \\ w_{i1} x_{1T_{m-1}} + \dots + w_{in} x_{nT_{m-1}} = s_{iT_{m-1}} \end{cases} \text{ 与 } \begin{cases} r_{i1} x_{1T_1} + \dots + r_{in} x_{nT_1} = s_{iT_1} \\ r_{i1} x_{1T_2} + \dots + r_{in} x_{nT_2} = s_{iT_2} \\ \vdots \\ r_{i1} x_{1T_{m-1}} + \dots + r_{in} x_{nT_{m-1}} = s_{iT_{m-1}} \end{cases}\tag{6}$$

由于在  $T_1 \ T_2(T_1 \ T_2 \in 1 \ 2 \ \dots \ T)$  采样点处, 源信号  $s_i$  取值占优, 故式(1)的混合模型可近似写为

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & s_{iT_1} & \vdots & s_{iT_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dots & x_{1T_1} & \dots & x_{1T_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & x_{mT_1} & \dots & x_{mT_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix}\tag{7}$$

于是

$$\begin{aligned}x_{1T_1} &= a_{11} s_{iT_1} \ x_{2T_1} = a_{21} s_{iT_1} \ \dots \ x_{mT_1} = a_{m1} s_{iT_1} \\ x_{1T_2} &= a_{11} s_{iT_2} \ x_{2T_2} = a_{21} s_{iT_2} \ \dots \ x_{mT_2} = a_{m1} s_{iT_2}\end{aligned}\tag{8}$$

将式(8)代入式(6)的两个方程组中, 可以发现这两个方程组为同解方程组, 即

$$w_i = r_i \ w_2 = r_2 \ \dots \ w_n = r_n\tag{9}$$

由  $T_1 \ T_2$  的任意性可知, 对于第  $i$  个源信号取值占优的所有采样点的值都可以由同一个伪提取矢量  $w_i(i \in 1 \ 2 \ \dots \ n)$  恢复出来。进而存在  $n$  个伪提取矢量  $w_i(i \in 1 \ 2 \ \dots \ n)$  能恢复出所有  $n$  个源信号取值占优的各个采样点的值。

接下来只要在稀疏域中找出所有采样点处取值占优的源信号, 然后各个观测采样点只需选取对应的伪提取矢量就可以恢复出取值占优的源信号采样点的值, 对于采样点处非取值占优的源信号值, 近似取零即可。而  $m$  个伪提取矢量的获取, 可以通过建立和求解  $n$  个类似于式(6)的线性方程组得到。

对于如何判断稀疏域中各采样点处哪个源信号取值占优, 下面给出一种判别方法: 对于采样时刻  $T_1$ , 不妨假设源信号  $s_i(T_1)$  取值占优(其他源信号幅值皆很小或为零), 这时式(1)的混合模型可近似化为

$$\begin{bmatrix} x_{1T_1} \\ \vdots \\ x_{mT_1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} \\ \vdots \\ a_{m1} \end{bmatrix} s_i(T_1) \Rightarrow \frac{x_{1T_1}}{a_{11}} = \dots = \frac{x_{mT_1}}{a_{m1}} = s_i(T_1)\tag{10}$$

从几何上来讲, 式(10)是一个直线方程, 故源信号  $s_i(T_1)$  所有取值占优的采样时刻将确定一条直线, 并且直线方向为混合矩阵  $A$  的第  $i$  个列向量  $(a_{1i} \ \dots \ a_{mi})^T$ , 同时也是方向  $(x_{1T_1} \ \dots \ x_{mT_1})^T$ 。因此, 预先判断混合矩阵  $A$  的  $n$  个列向量方向, 再逐一判断各个采样点处  $(x_{1k} \ \dots \ x_{mk})^T, k=1 \ 2 \ \dots \ T$  的方向, 并分别与  $A$  的  $n$  个列向量方向比较, 在第  $k$  个采样点处, 找出与  $(x_{1k} \ \dots \ x_{mk})^T$  的方向最接近的  $A$  的第  $i$  个列向量(如果  $m=2$  则是在平面图上寻找与  $(x_{1k} \ x_{2k})^T$  的方向夹角最小的  $A$  的列向量), 则在该采样点处, 第  $i$  个源信号即为取值占优的源信号。

欠定语音信号盲分离算法步骤

欠定语音信号的盲分离算法, 本文总结为以下步骤实现:

a)选取合适的处理域, 以使得源信号在这一处理域中尽可能稀疏。假设观测信号在该域中的矢量形式为  $[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ 。

b)将观测矢量  $[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$  重新构造为观测矢量  $[\frac{x_1}{x_1} \ \frac{x_2}{x_1} \ \dots \ \frac{x_n}{x_1}]^T$ 。将第二个观测量  $\frac{x_2}{x_1}$  在最大采样值与最小采样值之间划分为  $M$  个区间( $M$ 预先设定)。在  $M$  个区间内搜索具有相同或相近值的一些点, 这些点在散点图上会近似汇聚成纵

©1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

坐标为某一值的直线。

对第 3 ~ n 个观测, 做类似步骤 b) 的操作, 最后可以在散点图上近似汇聚成 n 条纵坐标为不同值的直线。分别求取 n 条直线对应采样点的均值, 并代入式 (4) 便可以得到混合矩阵第一列的估计。

将观测矢量  $[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  再重新构造为观测矢量  $[\frac{x_1}{x_2}, \frac{x_2}{x_2}, \frac{x_3}{x_2}, \dots, \frac{x_n}{x_2}]^T$ , 并重复步骤 b) c), 便可以得到混合矩阵第二列的估计。依此类推, 直到得到混合矩阵第 n 列的估计为止。步骤 b) ~ d) 完成混合矩阵的估计。

判断估计的混合矩阵 A 的 n 个列向量方向  $(a_{1i}, \dots, a_{mi})^T, i = 1, 2, \dots, n$

逐一判断各个采样点处  $(x_1(k), \dots, x_m(k))^T, k = 1, 2, \dots, T$  的方向, 分别与 A 的 n 个列向量方向比较, 在第 k 个采样点处, 找出与  $(x_1(k), \dots, x_m(k))^T$  的方向最接近的 A 的第 i 个列向量, 则在该采样点处, 第 i 个源信号即为取值占优的源信号。建立并求解类似于式 (6) 的 n 个 m 元线性方程组, 获得 n 个 m 维伪提取矢量  $[w_1, w_2, \dots, w_m]^T, i = 1, 2, \dots, n$

在采样点  $k = 1, 2, \dots, T$  处, 如果第 i 个源信号取值占优, 则用第 i 个伪提取矢量提取并获得该源信号在该采样点处的值, 其他源信号在该采样点处的值, 则取零。步骤 e) ~ g) 完成源信号的恢复。

对稀疏域 (处理域) 中恢复的信号进行逆 Fourier 变换或者小波变换, 实现源信号的重构。

仿真试验

以六个长笛声的语音信号作为源信号, 语音信号来自 <http://personals.sagepub.com> 采样率为 44 100 Hz 抽取的样本采样点为 58 488 个。混合矩阵 A 随机产生, 且它的标准化形式为

A = [ -0.536 1   -0.173 4   -0.248 2   0.991 5   -0.314 8   0.963 1  
         -0.844 1   -0.984 8   0.968 7   0.129 8   0.949 2   0.269 3 ]

六个长笛及其两个混合观测波形如图 1 所示。

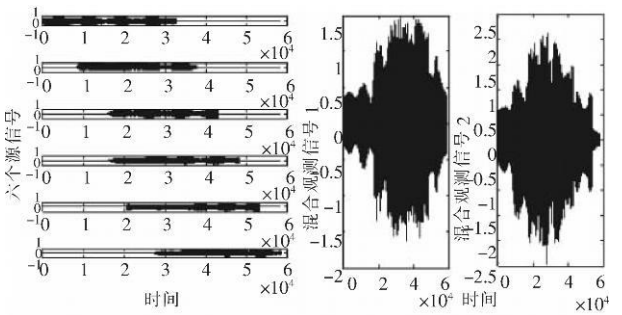


图 1 六个长笛及其两个混合观测波形图

图 2 给出了两个接收传感器观测信号的比例散点图。从图中可以看出, 在频域中, 散点图的分布更加散落, 也就是说, 六个长笛语音信号在频域中稀疏性更强, 因此应选择算法的处理域为频域。

使用第 3 章算法过程中的步骤 b) c) 便完成了对矩阵 A 的某一列的估计, 这里选择 M = 1 000。图 3 (a) 为算法步骤 b) 中, 对观测矢量进行重新构造后频域采样点实部形成的散点图; (b) 为 350 ~ 600 个子区间中 (重构采样点主要集中在这些区间) 各子区间包含采样点个数的分布图; (c) 为第二个重构

观测量在某一区间采样点形成的散点图。

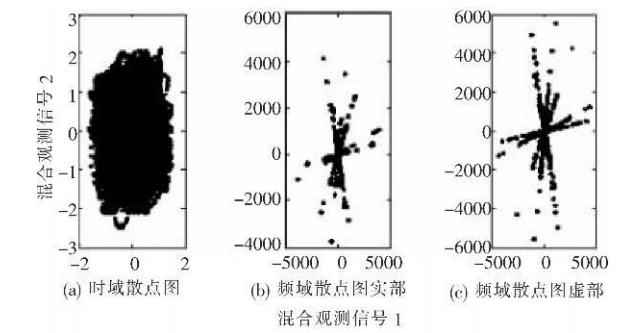


图 2 两个混合观测信号的比例散点图

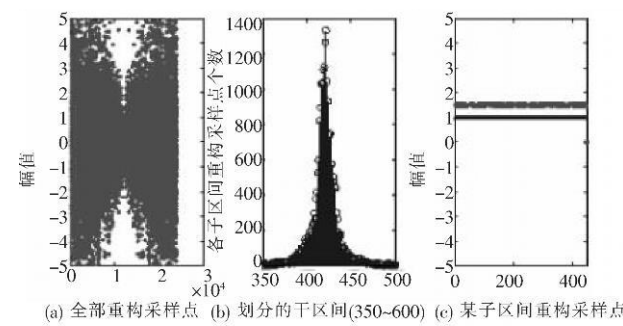


图 3 混合矩阵某一列的估计过程

重复算法步骤 b) ~ d), 所得的混合矩阵 A 的估计为

A = [ -0.546 9   -0.173 8   -0.242 0   0.990 3   -0.313 2   0.962 9  
         -0.837 2   -0.984 8   0.970 3   0.138 7   0.949 7   0.270 0 ]

接下来, 进行六个源信号的恢复。图 4 给出了各源信号频域采样点占优的比例。图 5 给出了使用本文算法分离后的六个长笛信号与六个长笛源波形对比。

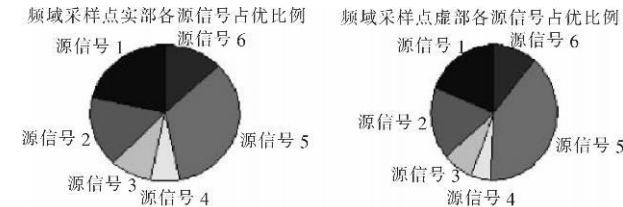


图 4 各源信号频域采样点实部和虚部占优的比例

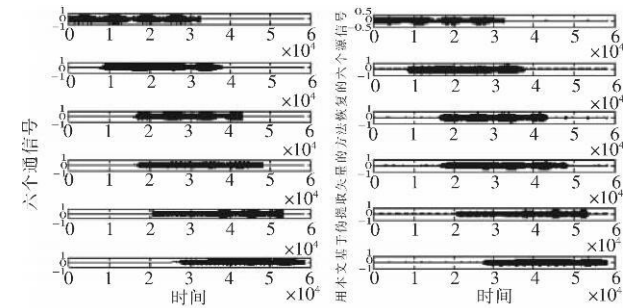


图 5 使用本文算法分离后的六个长笛信号波形与六个长笛源波形对比

此外, 还使用了基于线性规划的欠定盲源分离方法进行了该仿真实验, 以对比说明本文提出的基于伪提取矢量的欠定盲源分离方法的性能。表 1 给出了使用两种算法的性能对比。表中的相似系数是描述所恢复信号与源信号相似性的参数, 定义为

$$\xi_{ij} = \xi(s_i, s_j) = \frac{|\sum_{k=1}^T s_i(k) s_j(k)|}{\sqrt{\sum_{k=1}^T s_i^2(k) \sum_{k=1}^T s_j^2(k)}} \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

其中:  $s_i, s_j, (i, j = 1, 2, \dots, n)$  分别表示各恢复信号与源信号。当  $i = j, \xi_{ij} = 1$  且  $j \neq i, \xi_{ij} = 0$  时, 为信号恢复的理想情况。

表 1 六个混叠信号的分离使用两种算法的性能对比

方法	恢复语音信号	相似系数						运行时间/s
		信号 1	信号 2	信号 3	信号 4	信号 5	信号 6	
基于伪提取矢量的本文方法	信号 1	0.994	1.000	5.000	8.001	2.001	7.000	410.219376
	信号 2	0.003	6.000	5.002	6.001	4.002	7.000	
	信号 3	0.001	5.000	7.000	8.000	3.006	9.000	
	信号 4	0.001	7.000	1.001	8.000	4.000	6.001	
	信号 5	0.000	4.000	5.001	8.001	1.000	5.000	
	信号 6	0.001	3.000	0.001	1.001	3.000	1.001	
基于线性规划的方法	信号 1	0.995	1.011	1.000	8.002	8.002	6.007	1345.102992
	信号 2	0.017	9.000	3.001	2.002	6.000	1.000	
	信号 3	0.002	4.000	1.000	2.000	5.004	9.000	
	信号 4	0.001	7.000	4.002	1.000	5.003	7.001	
	信号 5	0.000	4.000	2.000	7.000	7.000	1.000	
	信号 6	0.010	0.000	4.000	5.004	4.001	8.000	

通过表 1 的相似系数可以看出,从分离精度上比较,两种算法都能以较高的分离精度分离出各源信号。本文的基于伪提取矢量的方法对于信号 2、3、5、6 的分离精度略高于基于线性规划的方法;信号 1、4 的分离精度稍低于基于线性规划的方法。总的来说,两种算法对信号的分离精度相差不大,本文基于伪提取矢量的方法的分离精度略高于基于线性规划方法的分离精度。从分离速度上比较,本文基于伪提取矢量方法的分离速度大概是基于线性规划方法的 3.28 倍。其根本原因就是,基于线性规划的方法在每个采样点处都采用了复杂的优化算法;而基于伪提取矢量的方法在源信号的整个过程没有采用任何优化算法,因此大大提高了分离速度。

结束语

本文提出了一种新的两步法来实现欠定模型下的语音信

(上接第 2504 页)其中:  $e_n$  和  $\psi$  如式 (34) (35) 中定义,可以得到

$$E\left[\frac{\partial \delta_1(\omega_0)}{\partial \omega}\right]^2 \approx \Delta^2 b_0^2 \sigma^2 \left(\frac{17}{6} + \frac{4}{3K^* SNR}\right) N^5 \tag{46}$$

最后由式 (44) (46) (26) 得到  $a_1$  的 MSE 为

$$E\{(\delta a_1)^2\} \approx \left(\frac{17}{16} + \frac{1}{2K^* SNR}\right) \frac{96}{SNR^* \Delta^2 N^5} \tag{47}$$

3)  $a_0$  和  $b_0$  的均方误差

$\delta b_0$  可直接给出:

$$\delta b_0 \approx \frac{1}{b_0} \text{Re}\{\theta\} \tag{48}$$

$$\delta a_0 \approx \frac{1}{N b_0^2} (N \ln\{\theta\} + 6 \ln\{\xi\} - 16 \ln\{\psi\}) \tag{49}$$

其中

$$\theta = \sum_{n=1}^N e_n^* v_n = b_0 \sum_{n=1}^N e_n \tag{50}$$

从而得到  $a_0$  和  $b_0$  的 MSE 为

$$E\{(\delta b_0)^2\} \approx \frac{1}{2N^2} E\{\theta \theta^*\} = \frac{\sigma^2}{2N} \tag{51}$$

$$E\{(\delta a_0)^2\} \approx \left(\frac{14}{3} + \frac{4}{3Q^* SNR}\right) \frac{1}{SNR^* N} \tag{52}$$

参考文献:

[1] BABAROSSA S. Detection and estimation of the instantaneous frequency of polynomial phase signals by multilinear time-frequency representations [J]. // Proc of IEEE-SP Workshop on Higher Order Statistics, 1993, 168-172.

[2] BOASHASH B. Estimation and interpreting the instantaneous frequency of a signal: Part 1: fundamentals and Part 2: algorithm and applications [J]. Proc of IEEE, 1992, 80(4): 520-568.

号盲分离问题,给出了该方法的理论分析以及实现的基本算法流程,并采用该方法对六个语音信号混叠成两个观测信号的情形进行了分离。此外,在源信号的恢复过程中,还使用本文算法与经典的基于线性规划的欠定盲源分离方法进行了对比。结果表明:本文方法在源信号的分离过程中,分离精度不低于基于线性规划的方法,分离速度要比基于线性规划的方法快数倍。

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] LI Yuan-qing, AMARIS, CICHOCKI A, et al. Probability estimation for recoverability analysis of underdetermined blind source separation based on sparse representation [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(7): 3139-3152.

[3] BOFILL P, ZIBULEVSKY M. Underdetermined blind source separation using sparse representations [J]. Signal Processing, 2001, 81(11): 2353-2362.

[4] YILMAZ O, RICKARD S. Blind separation of speech mixtures via time-frequency masking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(7): 1830-1847.

[5] ABISA-EL-BEY A, LINH-TRUNG N, ABED-MERAM K, et al. Underdetermined blind separation of non-disjoint sources in the time-frequency domain [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(3): 897-907.

[6] LI Y Q, AMARIS, CICHOCKI A, et al. Underdetermined blind source separation based on sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(7): 423-437.

[7] 何昭水, 谢胜利, 傅子力. 稀疏表示与病态混叠盲分离 [J]. 中国科学 E 辑, 2006, 36(8): 864-879.

[8] 肖明, 谢胜利, 傅子力. 欠定情形下语音信号盲分离的时域检索平均法 [J]. 中国科学 E 辑, 2007, 37(12): 1564-1575.

cy of a signal: Part 1: fundamentals and Part 2: algorithm and applications [J]. Proc of IEEE, 1992, 80(4): 520-568.

[3] PELG S, FRIEDLANDER B. The discrete polynomial-phase transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(8): 1901-1914.

[4] O'SHEA P. Fast parameter estimation algorithm for linear FM signals [C]. // Proc of IEEE International Conference on Acoustic Speech Signal Processing, Washington DC: IEEE Computer Society, 1994, 17-20.

[5] PORAT B, FRIEDLANDER B. Accuracy analysis of estimation algorithms for parameters of multiple polynomial-phase signals [C]. // Proc of IEEE International Conference on Acoustic Speech Signal Processing, 1995, 1800-1803.

[6] 张容权, 杨建宇, 熊金涛. 基于多项相位变换的线性 FM 雷达目标加速度和速度估计方法 [J]. 电子学报, 2005, 33(3): 452-455.

[7] 秦国栋, 陈伯孝, 杨明磊, 等. 双基地多载频 FM 雷达目标加速度和速度估计方法 [J]. 电子与信息学报, 2009, 31(4): 794-797.

[8] QUN B G. Estimating frequency by interpolation using Fourier coefficients [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(5): 1264-1268.

[9] ABOUTANIOSE, MULGREW B. Iterative frequency estimation by interpolation on Fourier coefficients [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(4): 1237-1242.

[10] PELEG S, PORAT B. The Cramér-Rao lower bound for signals with constant amplitude and polynomial [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(5): 749-752.