

基于单个频点的水声信号盲源分离

姜卫东^{***} 陆佺人^{*} 张宏滔^{*}

^{*}(东南大学无线电工程系 南京 210096)

^{**}(海军工程大学电子工程学院 武汉 430033)

摘要: 该文提出基于单个频点的卷积信号盲源分离方法, 利用该方法不但可以有效克服频域盲分离过程中排序不确定问题, 而且在分离过程中, 无需考虑幅度不一致问题。将该方法用于水声信号的盲分离, 仿真结果表明基于单个频点盲源分离方法能够很好地分离水声卷积混合信号。与基于两个频点盲源分离方法相比较, 其分离效果更优, 并且能有效节省 CPU 运算时间, 因而更适用于对信号进行实时处理。

关键词: 盲源分离, 单个频点, 卷积混合

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2005)04-0532-04

Blind Source Separation of Underwater Signals Using Single Frequency Bin

Jiang Wei-dong^{***} Lu Ji-ren^{*} Zhang Hong-tao^{*}

^{*}(Dept of Radio Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

^{**}(Electronics Engineering College, Naval Univ. of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract A new blind signal separation method, where only one frequency bin is used, is presented to separate the underwater signals. Using this method, the indeterminacy in amplitude and permutation can be eliminated, and the validity of this method is confirmed by simulation experiment. Compared with the separation algorithm based on two frequency bins, this new method has better separation performance and less operation time. Therefore, the separation algorithm based on single frequency bin is more suitable for real-time signal separation.

Key words Blind signal separation, Single frequency bin, Convolutional mixture

1 引言

卷积信号的盲源分离(盲反卷积)在语音信号分离和识别、生物信号处理、水声信号分离等应用场合, 具有十分重要的作用。盲源分离的目的是从传感器接收到的混合信号中恢复出统计独立的源信号, 除信号独立性假设外, 没有其它有关源信号和传输信道的相关先验知识。

目前, 卷积信号的盲源分离方法主要有: (1)以信息论为基础, 将瞬时混合信号模型中Infomax准则推广到卷积混合模型中^[1,2], 这是一种时域计算方法。在实际应用场合, 混合信道一般均为非最小相位系统, 该系统不存在可逆的稳定IIR滤波器, 当用FIR滤波器逼近分离滤波器时, 反卷积需要的滤波器阶数很长, 有时需要几千阶。这时, 采用时域方法计算量大大增加。并且, 由于时域滤波器相邻权系数之间的相关性, 算法收敛速度很慢。(2)基于FIR多项式矩阵代数的分离矩阵的频域训练算法^[3]。该方法是1996年Lambert在他的博

士论文中提出, 仿真表明该理论能够有效解决卷积信号的盲源分离。(3)基于高阶累积量算法^[4], 这是一种以消除输出信号之间互累积量, 从而达到信号分离的一种方法。但是, 高阶累积量的获取建立在对大量数据进行统计平均的基础上, 因而这类算法执行时间较长; 另外高阶累积量对野值比较敏感, 往往会对算法稳定性产生影响。

将时域卷积混合模型转化为频域瞬时混合模型, 从而利用瞬时混合模型中各种比较成熟算法, 是解决卷积混合信号分离的一种有效手段。但是, 盲源分离固有的排列次序和幅度不确定性在频域盲分离过程中同样存在, 这给信号分离带来困难。近来, 日本学者 Kurita 采用波束形成观点消除排序不确定性问题^[5], 但是该方法假设信号源和接收机位置确定, 因而缺乏推广价值。西班牙学者 Dapena 采用基于两个频点算法进行语音信号分离^[6,7], 在理论上较好地解决了排序和幅度不一致问题。

本文提出基于单个频点的卷积信号盲源分离算法，该算法除了能有效克服频域盲分离过程中排序不确定问题，而且在分离过程中，无需考虑幅度不一致问题。文中对水声卷积混合信号进行分离实验，仿真结果表明基于单个频点的盲分离原理能够较好地分离水声信号。与基于两个频点盲分离原理相比较，单个频点的分离算法其原理更为简单，分离效果更优，而且能有效节省CPU运算时间，因而基于单个频点的盲分离方法更适用于对信号进行实时处理。本文最后分析了在不同信噪比条件下，基于单个频点算法对于给定水声信号的分离性能。

2 基于单个频点的卷积混合信号分离算法

2.1 滑动傅里叶变换与扩展滑动傅里叶变换

滑动傅里叶变换(Sliding Fourier Transform, SFT)与扩展滑动傅里叶变换(Extended Sliding Fourier Transform, ESFT)原理图见图1。本文中离散时间信号的SFT是指对时间信号加长度为 K 的滑动矩形窗，并作长度为 K 点离散傅里叶变换。

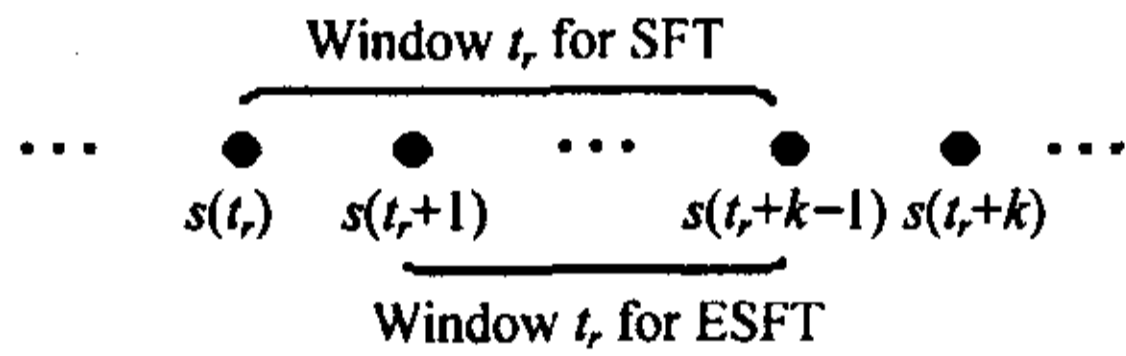


图 1 滑动傅里叶变换和扩展滑动傅里叶变换

$$S[\omega_k, t_r] = \sum_{m=0}^{K-1} s(t_r + m) e^{-j\omega_k m}, \quad k=0, \dots, K-1, \quad t_r=0, 1, \dots \quad (1)$$

离散时间信号的扩展滑动傅里叶变换，指对长度为 $(K-1)$ 时间信号加上滑动矩形窗，在序列头上补零，在此基础上作长度为 K 点离散傅里叶变换。

$$S_{(E)}[\omega_k, t_r] = \sum_{m=1}^{K-1} s(t_r + m) e^{-j\omega_k m}, \quad k=0, \dots, K-1, \quad t_r=0, 1, \dots \quad (2)$$

上述两式中 $\omega_k = 2\pi k / K$ 表示频率点。

由式(1), (2)得

$$S[\omega_k, t_r] - S_{(E)}[\omega_k, t_r] = s(t_r) \quad (3)$$

此即表明，信号 $s(t_r)$ 可以从滑动傅里叶变换 $S[\omega_k, t_r]$ 与跟其对应的扩展滑动傅里叶变换 $S_{(E)}[\omega_k, t_r]$ 中恢复出来。

2.2 基于单个频点的卷积混合信号分离算法

基于单个频点的盲源分离原理见图2。我们不妨假设算法所需要的单个频率点为 ω_k ，源信号均值为零。传感器接收到的 N 路时域信号 x_1, \dots, x_N 经过SFT，变成 N 路频域混合信号 $x[\omega_k, t_r]$ ；同时，这 N 路时域信号经过ESFT，变为 N 路频域混合信号 $x_{(E)}[\omega_k, t_r]$ 。此时，时域卷积混合信号转变为频域瞬时混合信号。

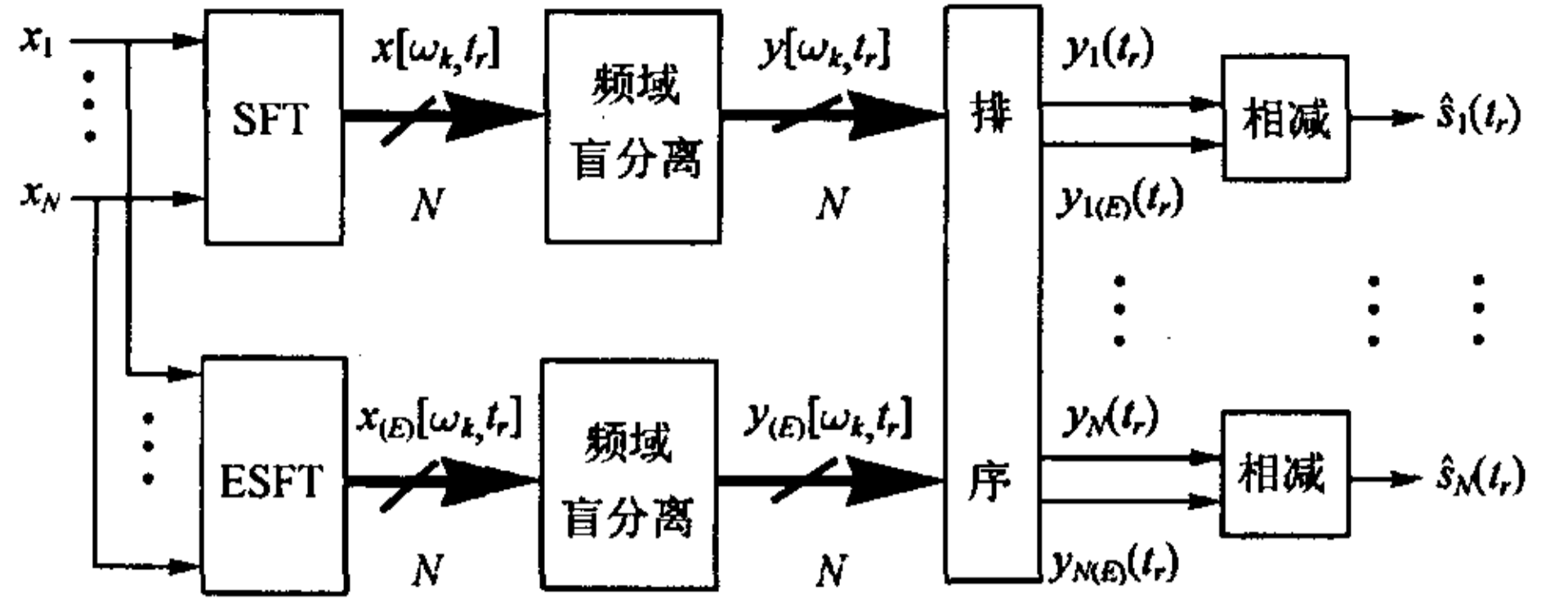


图 2 基于单个频点的盲源分离原理

$$x[\omega_k, t_r] = A[\omega_k] S[\omega_k, t_r] \quad (4)$$

$$x_{(E)}[\omega_k, t_r] = A_{(E)}[\omega_k] S_{(E)}[\omega_k, t_r] \quad (5)$$

上述两式中 $A[\omega_k]$ 和 $A_{(E)}[\omega_k]$ 分别表示对应频域混合矩阵。对频域瞬时混合信号 $x[\omega_k, t_r]$ 和 $x_{(E)}[\omega_k, t_r]$ 分别进行频域盲分离，输出信号

$$y[\omega_k, t_r] = W^H[\omega_k] x[\omega_k, t_r] \quad (6)$$

$$y_{(E)}[\omega_k, t_r] = W_{(E)}^H[\omega_k] x_{(E)}[\omega_k, t_r] \quad (7)$$

其中 $W^H[\omega_k]$ 和 $W_{(E)}^H[\omega_k]$ 为分离矩阵。当完成频域盲分离后， $y[\omega_k, t_r]$ 和 $y_{(E)}[\omega_k, t_r]$ 的第 i ($i=1, \dots, N$)路信号：

$$y_i[\omega_k, t_r] = g_{iu}[\omega_k] S_u[\omega_k, t_r], \quad i, u=1, \dots, N \quad (8)$$

$$y_{i(E)}[\omega_k, t_r] = g_{iv(E)}[\omega_k] S_{v(E)}[\omega_k, t_r], \quad i, v=1, \dots, N \quad (9)$$

若 $G[\omega_k] = W^H[\omega_k] A[\omega_k]$ ， $G_{(E)}[\omega_k] = W_{(E)}^H[\omega_k] A_{(E)}[\omega_k]$ 为盲分离过程中的全局矩阵，则 $g_{iu}[\omega_k]$ 和 $g_{iv(E)}[\omega_k]$ 分别为全局矩阵 $G[\omega_k]$ 和 $G_{(E)}[\omega_k]$ 对应的系数。

由信号独立性假设，当 $u \neq v$ 时输出分量 $y_i[\omega_k, t_r]$ 与 $y_{i(E)}[\omega_k, t_r]$ 之间的互相关系数：

$$E[y_i[\omega_k, t_r] y_{i(E)}^*[\omega_k, t_r]] = 0 \quad (10)$$

而当 $u = v$ 时，两者之间互相关系数：

$$E[y_i[\omega_k, t_r] y_{i(E)}^*[\omega_k, t_r]] = g_{iu}[\omega_k] g_{iu(E)}^*[\omega_k] \cdot E[S_u[\omega_k, t_r] S_{u(E)}^*[\omega_k, t_r]] \quad (11)$$

若有 $E[S_u(t_r) S_u(t_r + l)] = 0$ ($l \neq 0$)，则上式可进一步简化为

$$E[y_i[\omega_k, t_r] y_{i(E)}^*[\omega_k, t_r]] = (P-1) g_{iu}[\omega_k] g_{iu(E)}^*[\omega_k] E[S_u^2(t_r)] \quad (12)$$

由此，我们可以比较方便地对输出信号进行排序：

$y[\omega_k, t_r]$ 中第一路输出信号 $y_1[\omega_k, t_r]$ 与 $y_{(E)}[\omega_k, t_r]$ 中 N 路输出信号相关运算后，比较 N 个互相关数值，取其中模最大的一组信号为 $y_{1(E)}[\omega_k, t_r]$ ；然后， $y[\omega_k, t_r]$ 中第二路输出信号 $y_2[\omega_k, t_r]$ 与 $y_{(E)}[\omega_k, t_r]$ 中剩下的 $N-1$ 路输出信号作相关运算，同样取其中模最大的一组信号为 $y_{2(E)}[\omega_k, t_r]$ ；这样通过 $N(N+1)/2 - 1$ 次相关运算，就得到排序后的序列： $(y_1[\omega_k, t_r], y_{1(E)}[\omega_k, t_r]), \dots, (y_N[\omega_k, t_r], y_{N(E)}[\omega_k, t_r])$ 。

为最后得到原始信号的估计信号 $\hat{s}_1(t_r), \dots, \hat{s}_N(t_r)$, 我们必须对式(8), (9)中幅度 $g_{iu}[\omega_k]$ 和 $g_{iv(E)}[\omega_k]$ 作出分析。将式(1), (2)分别代入式(8), (9), 因此时 $u=v$, 故排序后的第 i 路信号为

$$y_i[\omega_k, t_r] = g_{iu}[\omega_k] \left[\sum_{m=0}^{K-1} s_u(t_r + m) e^{-j\omega_k m} \right] \quad (13)$$

$$y_{i(E)}[\omega_k, t_r] = g_{iu(E)}[\omega_k] \left[\sum_{m=1}^{K-1} s_u(t_r + m) e^{-j\omega_k m} \right] \quad (14)$$

对于均值为零的随机信号 $s_u(t_r)$ 而言, 必存在某个时间点 t_d 上信号 $s_u(t_d)=0$ 或者 $s_u(t_d)$ 非常接近于 0。在时间点 t_d 上, 图 2 中 SFT 退化为 ESFT, 从而 $x_i[\omega_k, t_d]$ 退化为 $x_{i(E)}[\omega_k, t_d]$, $y_i[\omega_k, t_d]$ 退化 $y_{i(E)}[\omega_k, t_d]$, 从而由式(13), (14) 得

$$g_{iu}[\omega_k] = g_{iu(E)}[\omega_k] \quad (15)$$

由于幅度系数 $g_{iu}[\omega_k]$ 和 $g_{iu(E)}[\omega_k]$ 仅仅与频点 ω_k 有关, 而与时间序列无关, 因而式(15)在 $s_u(t_d) \neq 0$ 条件下也成立。两式相减得

$$y_i[\omega_k, t_r] - y_{i(E)}[\omega_k, t_r] = g_{iu}[\omega_k] s_u(t_r) \quad (16)$$

因而, 排序后的 N 组信号 $(y_1[\omega_k, t_r], y_{1(E)}[\omega_k, t_r]), \dots, (y_N[\omega_k, t_r], y_{N(E)}[\omega_k, t_r])$ 进行组内进行相减运算, 便可得源信号的估计信号 $\hat{s}_1(t_r), \dots, \hat{s}_N(t_r)$ ¹。因而, 通过对排序后的信号实施组内相减运算, 就可以得到分离信号, 这就说明基于单个频点的盲分离方法无需对分离过程中信号幅度增益进行调整, 这是本方法的一个显著优点。

3 分离性能量度

为了定量表征分离算法的分离效果, 本文采用两个信号之间的相似程度作为衡量指标。任意两个信号 s_i 与 s_j 之间的相似程度 $\rho_{ij}(s_i, s_j)$ 定义为

$$\rho_{ij}(s_i, s_j) = \frac{|E(s_i^* s_j)|^2}{E(|s_i|^2) E(|s_j|^2)} \quad (17)$$

如果 $\rho_{ij}(s_i, s_j)$ 的值等于 1, 表示信号 s_i 和信号 s_j 完全一致(信号幅度允许存在差异)。 $\rho_{ij}(s_i, s_j)$ 越接近于 1, 说明两个信号相似程度越好。可以根据信号分离后与源信号的相似程度 ρ_{ij} 曲线, 判断算法的分离特性, 当 ρ_{ij} 超过 0.7, 可以认为完成了信号分离^[8]。

4 实验仿真

为简化计算, 仿真中取 $N=2$, 仿真所采用的混合滤波

器^[9]为

$$a11 = [0.9 \ 0.5 \ 0.2 \ 0.2 \ 0.1],$$

$$a12 = [-0.3 \ 0.8 \ 0.4 \ 0.1 \ 0.3]$$

$$a21 = [0.2 \ -0.7 \ 0.1 \ 0.3 \ 0.2],$$

$$a22 = [-0.2 \ 0.8 \ 0.5 \ 0.1 \ 0.5]$$

4.1 输入信号为实录舰船噪声信号和实录鲸鱼声音

仿真条件 $K=20, k=6$, 舰船功率为鲸鱼功率的 1/4, 利用单个频点盲分离算法得到的分离效果如图 3 所示, 分离性能见表 1。图 3 中第一行为原始舰船信号(左)和鲸鱼信号(右), 第二行为卷积混合后信号, 最下面一行为分离信号(分离信号对幅度进行了修正)。

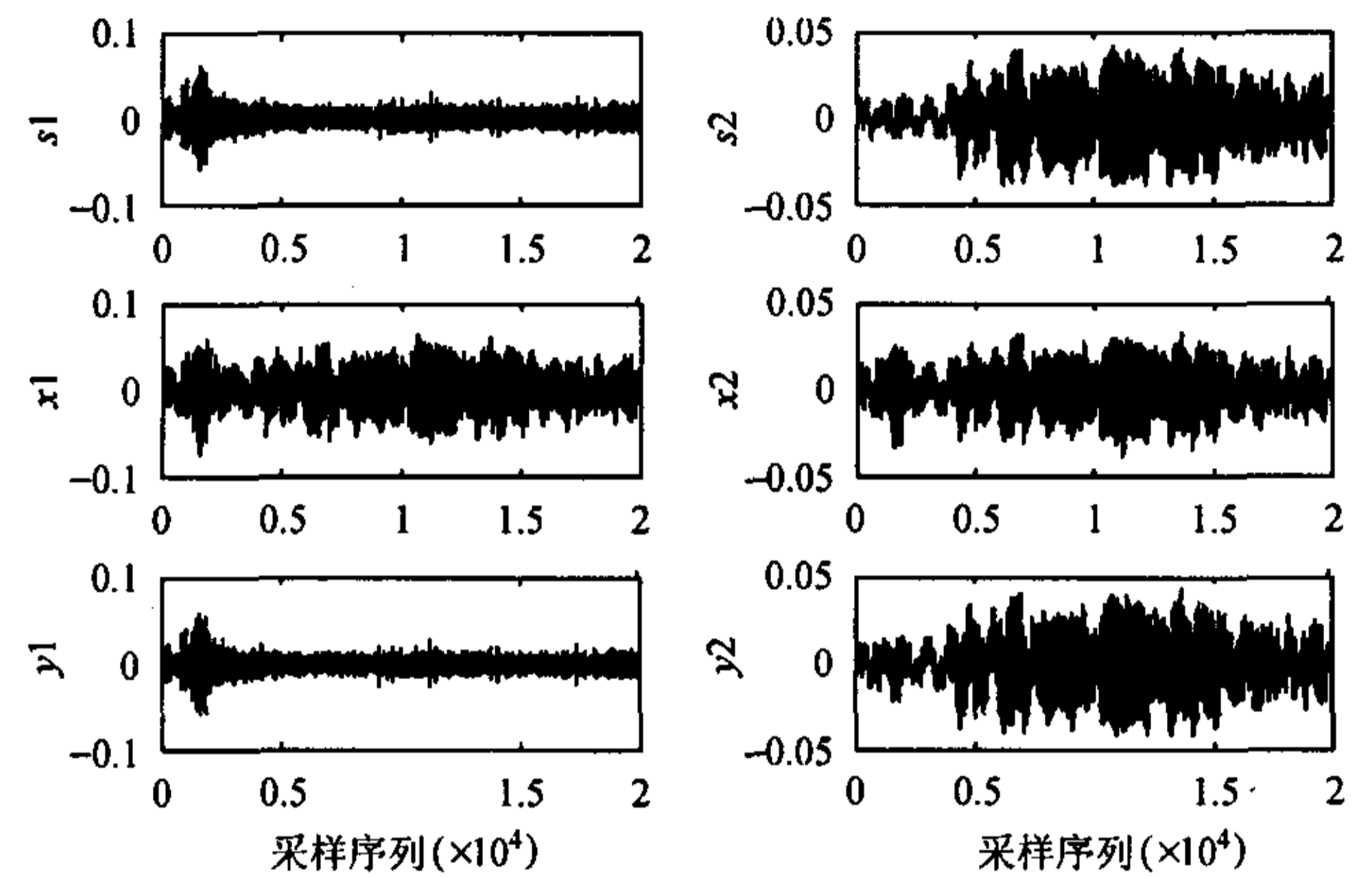


图3 舰船噪声和鲸鱼声音分离结果

因 JADE 算法对复数域信号分离具有良好性能, 仿真中频域盲分离方法采用 JADE 算法^[10]。信号混合后与对应源信号相似程度 $\rho(x_1, s_1) = 0.3673$, $\rho(x_2, s_2) = 0.9412$, 而 $\rho(x_1, s_2) = 0.9047$, $\rho(x_2, s_1) = 0.2674$, 这说明混合后的舰船信号几乎完全淹没在鲸鱼信号中。采用基于单个频点的盲分离算法对混合信号进行分离后, 信号相似程度分别增加为 $\rho(y_1, s_1) = 0.9348$, $\rho(y_2, s_2) = 0.9752$ 。仿真结果表明, 基于单个频点的盲分离算法能较好分离卷积混合水声信号。

我们将基于单个频点的算法与文献[7]基于两个频点的盲分离算法进行比较, 在仿真条件 $K=20, L=64, f=10, g=11$ 条件下, 基于两个频点分离性能见表 1。从表 1 看出, 基于单个频点的盲分离方法不仅分离效果更优, 而且能有效节省 CPU 运算时间, 因而更适用于对混合信号进行实时处理。

表1 两种盲分离算法性能比较

算法	混合后信号相似程度		分离后信号相似程度		时间 (s)
	$\rho(x_1, s_1)$	$\rho(x_2, s_2)$	$\rho(y_1, s_1)$	$\rho(y_2, s_2)$	
单个频点	0.3673	0.9412	0.9348	0.9752	2.92
两个频点	0.3677	0.9412	0.9271	0.9610	4.73

¹ $\hat{s}_1(t_r) = g_{i1}[\omega_k] s_1(t_r), \dots, \hat{s}_N(t_r) = g_{iN}[\omega_k] s_N(t_r)$, 盲源分离允许分离信号与原始相应信号之间存在增益。

4.2 输入信号为实录舰船噪声信号和高斯白噪声

信道条件, 仿真参数设置同上。实验信号之一为与仿真4.1节中相异的另一类型实录舰船噪声, 另一为人工产生高斯白噪声。图4给出在信噪比发生变化的情况下, 基于单个频点盲分离算法的分离性能: 随信噪比不断降低, 混合信号与原始信号相似程度不断降低, 算法分离性能随之相应下降; 但是分离性能曲线下降趋势相对平稳; 按照 ρ_{ij} 超过0.7即认为完成分离假设, 基于单个频点盲分离算法在信噪比不小于 -18.3dB 情况下能够实现混合水声信号的分离。

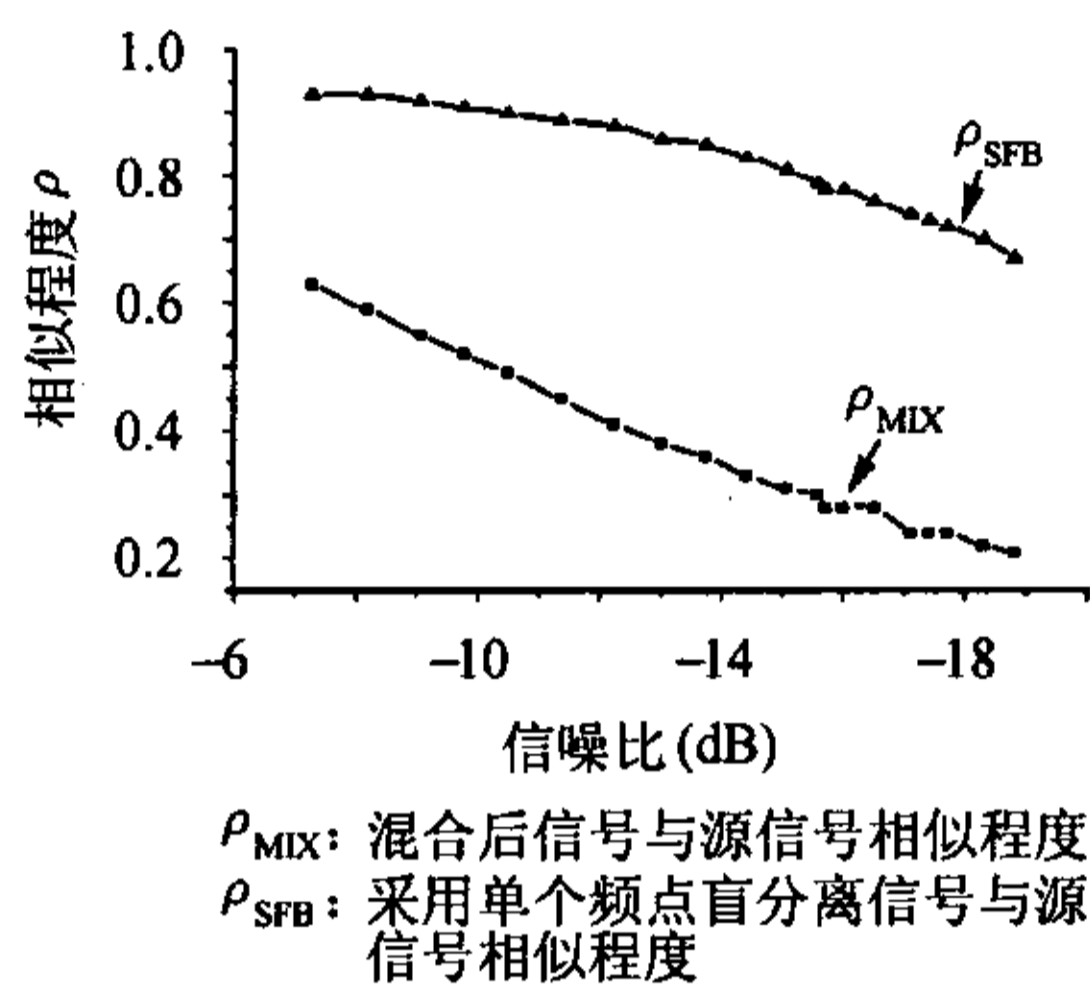


图4 基于单个频点的盲分离算法分离性能

5 结论

本文提出了基于单个频点盲源分离算法, 并且给出了算法的完整理论推导。基于单个频点的盲源分离方法不但能有效克服频域分离过程中信号排序不确定问题, 而且本方法无需考虑分离过程中信号幅度调整。

将该方法用于水声信号的盲分离, 仿真结果表明基于单个频点盲源分离方法能够分离水声卷积混合信号。与基于两个频点盲源分离方法相比较, 其分离效果更优, 并且能有效节省CPU运算时间, 因而更适用于对信号进行实时处理。在一定的信噪比条件下, 基于单个频点盲分离算法能够较好实现水声信号的分离。

参考文献

- [1] Torkkola K. Blind separation of convolved sources based on information maximization. In IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing, Kyoto, Japan, 1996: 423 – 432.
 - [2] Torkkola K. Blind separation of delayed sources based on information maximization. In Proc. ICASSP, Atlanta, GA, 1996: 3510 – 3513.
 - [3] Lambert R H. Multichannel blind deconvolution: FIR matrix algebra and separation of multipath mixtures [D]. University of Southern California, 1996.
 - [4] Nguyen Thi H L, Jutten C. Blind source separation for convolutive mixtures. *Signal processing*, 1995, 45(2): 209 – 229.
 - [5] Kurita S, Saruwatari H, *et al.*. Evaluation of blind separation method using directivity pattern under reverberant conditions. In Proc. ICASSP. 2000, Istanbul, Turkey: 3140 – 3143.
 - [6] Dapena A, Serviere C, Castedo L. Inversion of the sliding Fourier transform using only two frequency bins and its application to source separation. *Signal processing*, 2003, 83(2): 453 – 457.
 - [7] Dapena A, Serviere C, Castedo L. Separation of convolutive mixtures in the frequency-domain using only two frequency bins. In Proc. ICASSP. 2002, Florida, USA: 1633 – 1636.
 - [8] 倪晋平, 马远良, 等. 水声信号盲分离算法性能评价准则. *探测与控制学报*, 2003, 24(2): 40 – 44.
 - [9] 张安清, 章新华. 基于信息理论的舰船噪声盲分离算法. *系统工程与电子技术*, 2002, 24(2): 38 – 40.
 - [10] Cardoso J F, Souloumiac A. Blind beamforming for non-Gaussian signals. *IEE Proc.-F*, 1993, 140(6): 362 – 370.
- 姜卫东: 男, 1972年生, 博士生, 主要研究方向为盲信号处理。
 陆信人: 男, 1938年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为统计信号处理、非线性信号处理、盲信号处理、水下通信信号处理等。
 张宏滔: 男, 1976年生, 博士生, 主要研究方向为水下通信信号处理。