

文章编号:1004-9037(2013)03-0261-06

## 一种新型频域快速盲分离算法

丁雪洁<sup>1,2</sup> 刘纪元<sup>1</sup> 黄海宁<sup>1</sup>

(1. 中国科学院声学研究所,北京,100190; 2. 中国科学院研究生院,北京,100049)

**摘要:**为克服传统盲源分离算法分离效果差、计算量大且输出信号尺度模糊的缺点,提出了一种新型频域快速盲源分离算法。该算法在分析时域水声信号混合模型的基础上,构建新型频域混合模型,采用混合神经网络计算某一频率的分离矩阵,以此来估计全局分离矩阵。新算法较好地克服了尺度模糊问题,极大地减小了计算量,增加了分离算法的灵活性,分离性能较好。水声信号仿真实验和湖试实验均验证了算法的有效性。

**关键词:**水声通信;新型混合模型;混合神经网络;短时傅里叶变换

中图分类号:TB567

文献标志码:A

## Novel Fast Blind Source Separation Algorithm in Frequency Domain

Ding Xuejie<sup>1,2</sup>, Liu Jiyan<sup>1</sup>, Huang Haining<sup>1</sup>

(1. Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100190, China;

2. Graduate University, Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100190, China)

**Abstract:** A novel fast blind source separation algorithm in frequency domain is proposed to overcome the shortcomings of traditional blind source separation algorithms, including poor performance, high computational complexity, and ambiguity of output signal. In the proposed algorithm, a new mix model in frequency domain is accepted based on the mixmodel of underwater in time domain, then the global separated matrix is achieved by the separated matrix at some frequency computed by the multineural network. The novel algorithm has qualities of true scales, less computational complexity and flexible separation. The validity of the proposed algorithm is proved by simulations in underwater acoustic channel and lake experiments.

**Key words:** underwater acoustic communication; new mix model; multineural network; short-time Fourier transform

## 引 言

水声通信系统中,由于信道传输特性极其复杂,使接收的信号混有大量噪声,降低了水声通信的速率及可靠性<sup>[1]</sup>。与传统的信号去噪方法相比,盲源分离(Blind source separation, BSS)可以在缺乏训练序列、条件比较恶劣的通信环境中应用而成为信号去噪领域中的研究热点<sup>[2-4]</sup>。在众多盲源分离算法中,独立成分分析(Fast independent component analysis, FastICA)算法由于收敛速度快、鲁棒性好被广泛使用,但是此类算法存在分离效果差,计算量大且输出信号尺度模糊的缺点<sup>[5]</sup>。文献

[6-7]表明神经网络以及训练算法可被用于盲信号分离并取得一定的效果,尤其多层网络的使用,可以进一步提高算法的灵活性,但同时增加了计算量。频域盲源分离算法相对于时域算法而言,拥有计算量小和便于采用各种成熟的瞬时线性混合分离算法的优点<sup>[8-10]</sup>,但仍然存在信号尺度的模糊性。文献[11]提出了一种新的信号混合模型,该模型在频域内将源信号与不同接收机之间的信道响应表示成时延与尺度的变化,有效地克服了输出信号尺度的不确定性。

本文提出了一种新型频域快速盲源分离算法。该算法在频域内构造含有参数的信号混合矩阵 $\mathbf{A}(\alpha_{i,j}, d_{i,j}, \omega)$ ,利用混合神经网络分离某一频率

$f_i$  的混合信号,通过对分离矩阵求逆可得该频段的混合矩阵  $\mathbf{A}_{f_i}(\omega)$ ,由此可估计  $\mathbf{A}(\alpha_{i,j}, d_{i,j}, \omega)$ ,从而得到全局分离矩阵  $\mathbf{C}(\omega)$ ,达到分离目的。新算法利用混合神经网络提高了分离算法的灵活性;利用频域算法实现了瞬时分离,减小计算量;利用新的混合模型克服了信号尺度的模糊性。水声信号的仿真实验和湖试实验证明:新算法执行效率高,较好地克服了分离信尺度模糊,具有良好的分离性能。

## 1 新型信号混合模型

实际的水声信道中广泛存在着反射、折射、散射、相位畸变、多普勒频移等现象,是一个极其复杂的时变、空变系统。因此,从水声通信的角度来看,水声信道是一种典型的时变多途信道<sup>[12]</sup>。接收机接收到的观测信号是由发射源信号及噪声混合而成,但噪声种类、数目及混合方式是未知的。即每台接收机的观测信号由多个源信号经过不同的信道传输得到,其原理如图 1 所示。

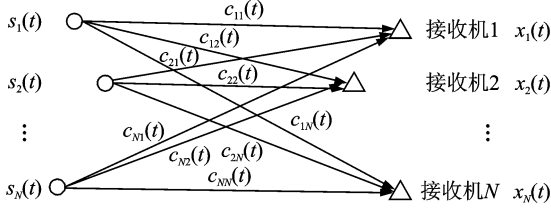


图 1 多源多接收机示意图

图 1 中,  $s_i(t) (i=1, 2, \dots, N)$  为第  $i$  路源信号,  $c_{ij}(t)$  为第  $i$  路信号到达第  $j (j=1, 2, \dots, N)$  个接收机的信道冲激响应;  $x_j(t)$  为第  $j$  个接收机接收到的信号。观测信号可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_1(t) &= s_1(t) * c_{11}(t) + s_2(t) * c_{21}(t) + \dots + s_N(t) * c_{N1}(t) \\ \mathbf{x}_2(t) &= s_1(t) * c_{12}(t) + s_2(t) * c_{22}(t) + \dots + s_N(t) * c_{N2}(t) \\ &\vdots \\ \mathbf{x}_N(t) &= s_1(t) * c_{1N}(t) + s_2(t) * c_{2N}(t) + \dots + s_N(t) * c_{NN}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

式中:“\*”代表卷积。由于水声信道具有时变多途性,那么接收到的信号可以看做源信号经过多个不同信道的传输得到,它们之间存在尺度和延迟的差异,因此假设

$$c_{ij}(t) \cong \alpha_{ij} c_{ii}(t - d_{ij}), (j \neq i) \quad (2)$$

若令  $z_i(t) = s_i(t) * c_{ii}(t)$ , 则式(1)为

$$\mathbf{x}_1(t) = z_1(t) + \alpha_{21} z_2(t - d_{21}) + \dots + \alpha_{N1} z_N(t - d_{N1})$$

$$\mathbf{x}_2(t) = \alpha_{12} z_1(t - d_{12}) + z_2(t) + \dots + \alpha_{N2} z_N(t - d_{N2})$$

⋮

$$\mathbf{x}_N(t) = \alpha_{1N} z_1(t - d_{1N}) + \alpha_{2N} z_2(t - d_{2N}) + \dots + z_N(t) \quad (3)$$

对信号进行傅里叶变换,可得到频域内接收信号的表达式如下

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_1(\omega) &= \mathbf{Z}_1(\omega) + \alpha_{21} e^{-jd_{21}\omega} \mathbf{Z}_2(\omega) + \dots + \alpha_{N1} e^{-jd_{N1}\omega} \mathbf{Z}_N(\omega) \\ \mathbf{X}_2(\omega) &= \alpha_{12} e^{-jd_{12}\omega} \mathbf{Z}_1(\omega) + \mathbf{Z}_2(\omega) + \dots + \alpha_{N2} e^{-jd_{N2}\omega} \mathbf{Z}_N(\omega) \end{aligned}$$

$$\mathbf{X}_N(\omega) = \alpha_{1N} e^{-jd_{1N}\omega} \mathbf{Z}_1(\omega) + \alpha_{2N} e^{-jd_{2N}\omega} \mathbf{Z}_2(\omega) + \dots + \mathbf{Z}_N(\omega) \quad (4)$$

式(4)表明:源信号与不同接收机之间的信道冲激响应可以表示成延迟与尺度的变化,混合信号可以表示为

$$\mathbf{X}(\omega) = \mathbf{A}\mathbf{Z}(\omega) \quad (5)$$

且式(5)中

$$\mathbf{A}(\omega) = \begin{pmatrix} 1 & \alpha_{21} e^{-jd_{21}\omega} & \dots & \alpha_{N1} e^{-jd_{N1}\omega} \\ \alpha_{12} e^{-jd_{12}\omega} & 1 & \dots & \alpha_{N2} e^{-jd_{N2}\omega} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{1N} e^{-jd_{1N}\omega} & \alpha_{2N} e^{-jd_{2N}\omega} & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

由新型混合模型可以得到含有参数的信号混合矩阵  $\mathbf{A}(\alpha_{i,j}, d_{i,j}, \omega)$ ,此时,相对于传统的盲源分离算法,混合矩阵不再是随机形式,这样可以有效地克服算法输出信号的尺度模糊性。

## 2 本文算法

新算法的基本思想是对观测信号进行时-频变换,选取某一频率  $f_1$ ,对此频率段的信号进行分离,得到分离矩阵  $\mathbf{C}_{f_1}(\omega)$ ,并通过  $\mathbf{C}_{f_1}(\omega)$  矩阵求逆运算可以得到此频率下的混合矩阵  $\mathbf{A}_{f_1}(\omega)$ ,通过  $\mathbf{A}_{f_1}(\omega)$  矩阵,利用参数估计可以得到混合矩阵  $\mathbf{A}(\alpha_{i,j}, d_{i,j}, \omega)$ ,由此可以得到全局分离矩阵  $\mathbf{C}(\omega)$ ,以达到分离的目的。

### 2.1 信号时-频变换

对观测信号进行时-频变换,离散短时傅里叶变换广泛用于非平稳信号的分析中,它将输入信号转换到离散化的时频平面上,由其定义可知

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_i(\omega, \tau) &= \sum_{n=0}^{N-1} x(n, \tau) e^{-j\omega n} = \\ & \sum_{n=0}^{N-1} \varphi(n) x(n + \tau R) e^{-j\omega_k n} \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $\varphi(n)$  为窗函数;  $N$  为窗的长度;  $R$  为窗移动

点数;  $\omega_l = (2\pi n)/N$ , 其中  $n=0, 1, \dots, N-1$ 。

## 2.2 频率 $f_l$ 下的分离矩阵

为了改善单层神经网络盲源分离方法的灵活性与效率,采用混合神经网络盲源分离系统对其进行分离,在每层中应用不同的算法和激活函数,提高盲分离的性能,系统模型如图2所示。

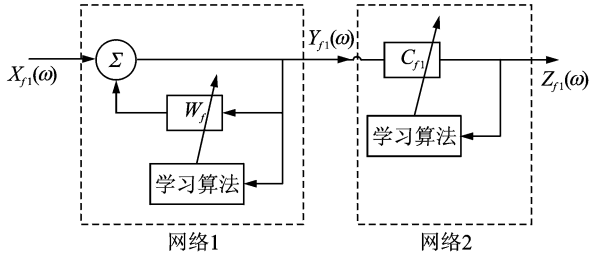


图2 频域混合神经网络盲分离系统

图2中  $\mathbf{X}_{f_l}(\omega) = [\mathbf{X}_{(1)f_l}(\omega), \mathbf{X}_{(2)f_l}(\omega), \dots, \mathbf{X}_{(N)f_l}(\omega)]$  为接收信号在  $f_l$  ( $f_l = \omega_l/2\pi$ ) 频率的混合信号,其中,  $\mathbf{X}_{(j)f_l}(\omega)$  为第  $j$  路信号在  $f_l$  频率的信号;  $\mathbf{W}_{f_l}$  为网络1的权向量,  $\mathbf{C}_{f_l}$  为网络2的权向量,  $\mathbf{Z}_{f_l}(\omega)$  为网络输出信号,即分离后的信号。本文网络1采用递归神经网络,网络2采用前馈神经网络。由图2可知,网络1的输出为

$$\mathbf{Y}_{f_l}(\omega) = \mathbf{X}_{f_l}(\omega) - \mathbf{W}_{f_l}(\omega)\mathbf{Y}_{f_l}(\omega) \quad (8)$$

权向量的迭代方式

$$\mathbf{W}_{f_l}(\omega, \tau + 1) = \mathbf{W}_{f_l}(\omega) + u\{\Delta - f[\mathbf{Y}_{f_l}(\omega, \tau)]\mathbf{g}^T[\mathbf{Y}_{f_l}(\omega, \tau)]\} \quad (9)$$

式中:  $\Delta = \text{diag}\{\lambda^1, \lambda^2, \dots, \lambda^n\}$ ;  $\lambda^i = E\{f[\mathbf{Y}_{f_l}^i(\omega, \tau)]\mathbf{g}[\mathbf{Y}_{f_l}^i(\omega, \tau)]\}$ ;  $u$  为迭代的学习速率;  $\mathbf{g}^T(x)$  为  $\mathbf{g}(x)$  的转置;  $f(x)$  和  $\mathbf{g}(x)$  为不同的奇激活函数,本文选取  $\mathbf{g}(x) = x$ ,  $f(x) = \tan x$ 。在混合神经网络中,将网络1的输出  $\mathbf{Y}_{f_l}(\omega)$  作为网络2的输入,则网络2的权向量迭代如下

$$\mathbf{C}_{f_l}(\omega, \tau + 1) = \mathbf{C}_{f_l}(\omega, \tau) + E\{\mathbf{Y}_{f_l}(\omega) p(\mathbf{C}_{f_l}(\omega, \tau)^T \mathbf{Y}_{f_l}(\omega))\} - E\{p'(\mathbf{C}_{f_l}(\omega, \tau)^T \mathbf{Y}_{f_l}(\omega))\} \mathbf{C}_{f_l}(\omega, \tau) \quad (10)$$

式中:  $p(x) = \tan(x)$ ;  $p'(x)$  为  $p(x)$  的导数; 对式(10)进行归一化处理可得

$$\mathbf{C}_{f_l}(\omega, \tau + 1) = \mathbf{C}_{f_l}(\omega, \tau + 1) - \mathbf{C}_{f_l}(\omega, \tau) / \|\mathbf{C}_{f_l}(\omega, \tau)\| \quad (11)$$

$\mathbf{C}_{f_l}(\omega)$  就是所求频率  $f_l$  下的分离矩阵,是整个系统在频率  $f_l$  下的分离矩阵。

## 2.3 全局分离矩阵 $\mathbf{C}(\omega)$

由求得的频率  $f_l$  下的分离矩阵  $\mathbf{C}_{f_l}(\omega)$ , 估计

全局分离矩阵  $\mathbf{C}(\omega)$ 。由盲分离算法的原理可知

$$\mathbf{A}_{f_l}(\omega) = \mathbf{C}_{f_l}^{-1}(\omega) \quad (12)$$

对所得到的  $\mathbf{A}_{f_l}(\omega)$  进行标准化,使其对角线元素为1,即化为式(6),再由下式估计  $\mathbf{A}(\omega)$ , 估计参数为

$$\alpha_{ij} = |a_{ij}|, d_{ij} = -\frac{N}{2\pi l f_l} \text{Im}(\ln(a_{ij})) (i \neq j) \quad (13)$$

式中:  $l$  ( $l=1, 2, \dots, N$ ) 是所选频率的标号,  $\text{Im}(\cdot)$  为取虚数部分,将所估计的参数代入式(6)中,便可得到  $\mathbf{A}(\omega)$ 。至此已经得到全局分离矩阵为

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

## 2.4 信号的分离与重构

在频域内求得信号的分离矩阵,便可求得频域内的分离信号,将频域内的分离信号进行短时傅里叶反变换即得到时域内的分离信号,信号分离与重构过程如下

$$\mathbf{Z}(\omega) = \mathbf{C}(\omega)\mathbf{X}(\omega) \quad (15)$$

式中:  $\mathbf{Z}(\omega) = [\mathbf{Z}_1(\omega), \mathbf{Z}_2(\omega), \dots, \mathbf{Z}_N(\omega)]$ ,  $\mathbf{Z}_j(\omega)$  为分离出的第  $j$  路信号,对其进行信号重构的过程为

$$z_j(n, \tau) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \mathbf{Z}_j(\omega_k, \tau) e^{j\omega_k n} \quad (16)$$

式中:  $\mathbf{Z}_j(\omega_k, \tau)$  分离出的  $j$  路信号在频率  $\omega_k$  的频谱,对其进行傅里叶反变换可以得到时域内信号  $z_j(n, \tau)$ 。又由于

$$z_j^*(n) = \sum_{\tau=0}^{L-1} z_j(n - \tau R, \tau) = \sum_{\tau=0}^{L-1} \varphi(n - \tau R) z_j(n - \tau R) = z_j(n) \sum_{\tau=0}^{L-1} \varphi(n - \tau R) = z_j(n) \varphi(n) \quad (17)$$

式中:  $z_j^*(n)$  为  $z_j(n)$  的共轭函数;  $L$  为帧的数目;  $\varphi(n)$  是所有时移窗函数之和,根据式(7),将  $z_j(n - \tau R, \tau)$  表示成窗函数的时移与信号之积。因此,由式(17)可得

$$z_j(n) = z_j^*(n) / \varphi(n) \quad (18)$$

式(15-18)为信号的分离与重构。

## 3 仿真结果及算法性能

由于水下实测数据通常不是信号和噪声简单的瞬时产生,而是卷积混合。与时域算法相比,频域算法使时域卷积问题转化为瞬时频域混合问题,不但具有运算量小的优点,也使算法的性能有所提高,本文算法选取信号的某一频率得到了该频率的混合矩

阵,由该混合矩阵估计了整个信号的混合矩阵,从而通过求混合矩阵的逆达到了分离效果,在原有基础上计算量又大幅度地减小。

实验中,发射信号采用理想线性调频信号,图 3 为发射信号经 6 路不同水声信道与所加高斯噪声形成的混合信号,信噪比为 10 dB。

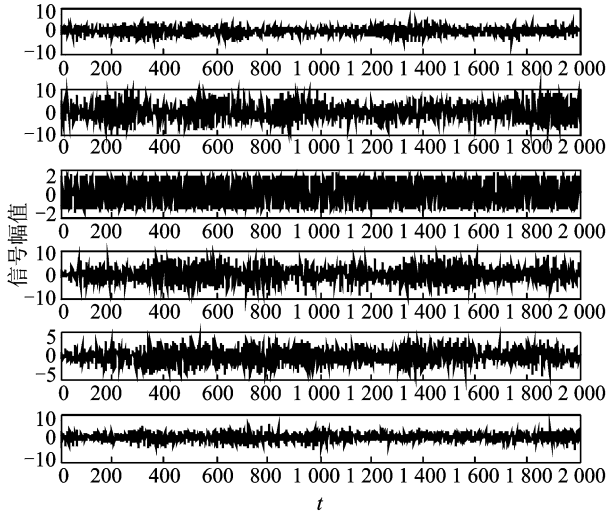


图 3 混合信号

仿真中,按表 1 所示参数对接收信号进行短时傅里叶变换,得频域的混合水声信号。易见,6 路混合信号的频谱图相似,由于篇幅所限,故只给出其中第 1 路混合信号的频谱图,如图 4 所示。

表 1 短时傅里叶变换参数

选取窗类型	窗长	窗移动点数	频率范围
汉明窗	$N=512$	$R=256$	$k/N(k=0.1, \dots, N-1)$

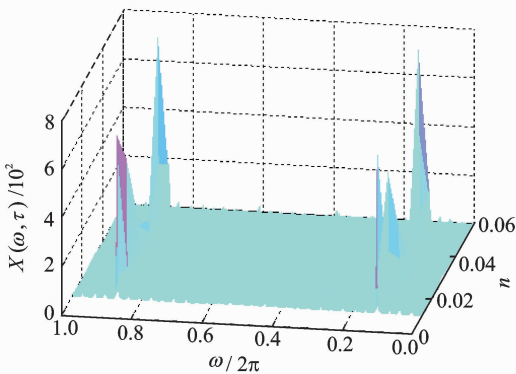


图 4 第 1 路混合信号的谱图

### 3.1 频率 $f_i$ 选取对算法的影响

本文算法中,通过求解频率  $f_i$  的分离矩阵来估计全局矩阵,因此,  $f_i$  的选取对算法的性能至关重要。图 4 可以看出信号能量主要集中在频率 0.1 以

及 0.8 附近,实验分别选取  $f_i$  在这两个区域及任意段频率进行分离,通过比较分离矩阵与发送信号的相似系数,验证算法的优劣。相似系数为

$$\epsilon_{i,j} = \epsilon(z_i, s_j) = \frac{|\sum_{t=1}^M z_i(t) s_j(t)|}{\sqrt{\sum_{t=1}^M z_i^2(t) \sum_{t=1}^M s_j^2(t)}} \quad (19)$$

若由相似系数为元素构成的相似系数矩阵每行每列都有且仅有一个元素接近于 1,其他元素都接近于 0,则可认为该算法分离效果较为理想。

图 5 表明,所选频率中,  $f_i$  在 0.8 左右的相似系数较大,其中  $f_i=0.8086$  相似系数最大为 0.9321 接近于 1。实验说明信号的先验知识对算法的性能至关重要,选择信号能量较为集中的频率求解分离矩阵,有利于全局分离矩阵的估计,从而提高分离算法的性能。

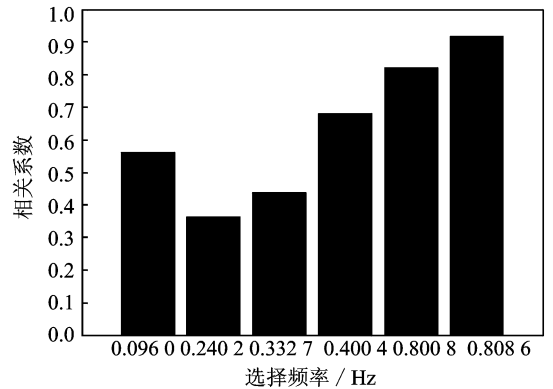


图 5 各频率相似系数比较

### 3.2 性能及计算量的比较

根据 3.1 节,求解  $f_i=0.8086$  的分离矩阵  $C_{f_i}(\omega)$ ,利用  $C_{f_i}(\omega)$  估计  $C(\omega)$  对混合信号进行分离,并与传统的基于负熵的 FastICA 算法进行比较,为能清楚观测信号的特性,分离信号只截取 500 点,仿真结果如图 6 所示。

图 6(a)和 6(c)表明,本文算法的第 3 通道相关系数最高为 0.9321, FastICA 算法第 3 通道相关系数最高仅为 0.78。图 6(b)为本文算法的分离信号,对应第 3 路为与源信号相似系数最大的输出信号;图 6(d)为 FastICA 算法分离信号,对应第 3 路为与源信号相似系数最大的输出信号;对比可知,图 6(b)中本文算法的第 3 路更为接近理想线性调频信号,且幅度值与混合信号幅度值接近,而图 6(b)中幅度值明显与混合信号相差很大,因此,本文算法克服了 FastICA 算法尺度模糊的缺点。

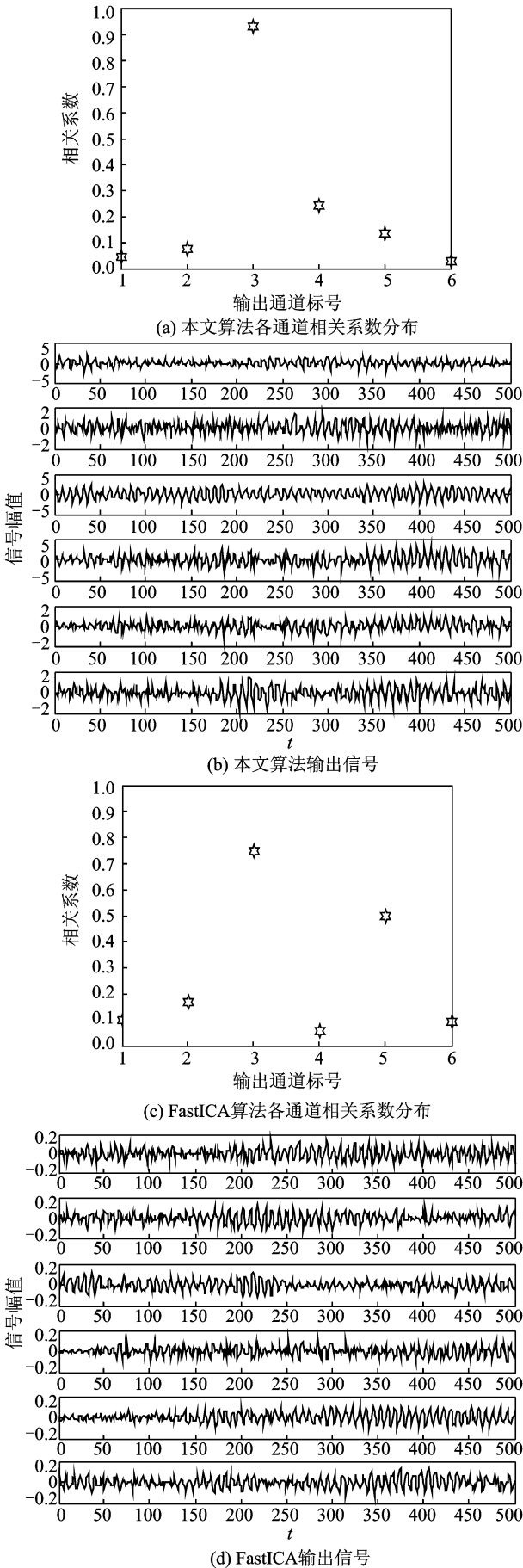


图 6 仿真结果

仿真中,信号选取为 2 000 点的信号,若采用 FastICA 进行分离,混合矩阵为  $2\ 000 \times 6$ ,分离矩阵的大小为  $6 \times 6$ ,每循环一次,要进行 2 000 次的迭代运算。而本文算法,在只选出一个频率,进行分离估计混合矩阵,混合矩阵仅为  $6 \times 6$ ,迭代时乘法次数明显减少,减少了算法运行时间。两种算法的性能比较如表 2 所示。

表 2 算法性能比较

性能	FastICA 算法	本文算法
相似系数	0.7	0.932 1
运行时间/s	76.562 0	0.078

### 3.3 湖试实验

为了验证算法的实用性,采用浙江千岛湖实验数据进行分离,发射信号为载波频率 20 kHz,码元速率为 4 KByte 的线性调频信号,接收机分别在距发射源 10 km 处接收到了 6 组数据,选取接收信号的 2 000 点进行实验,结果如图 7 所示。

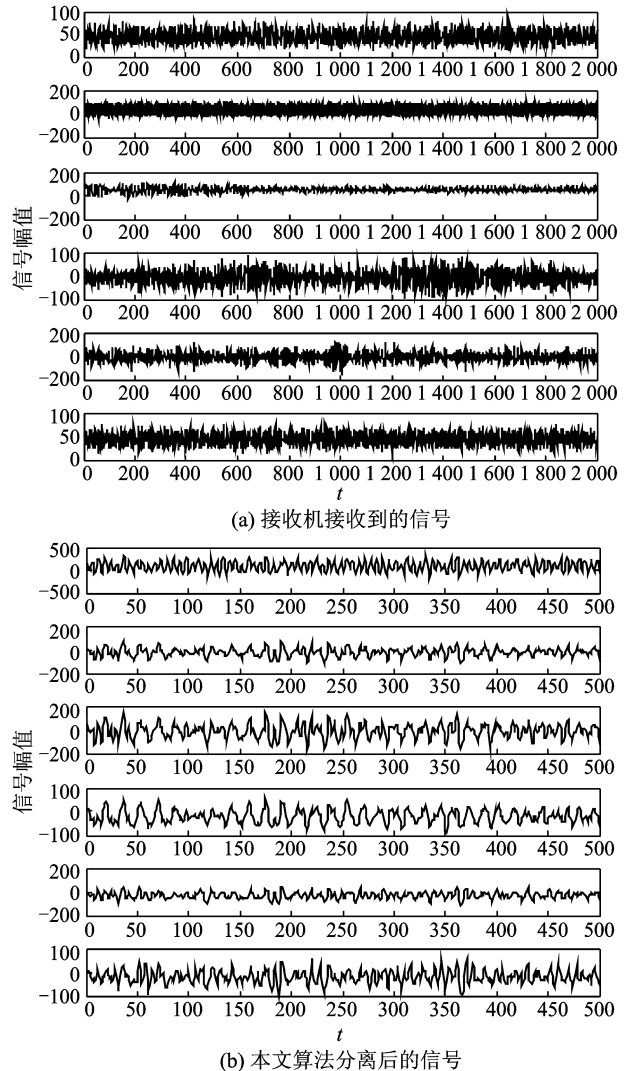


图 7 湖试数据实验结果

图 7 中,本文算法分离信号的第 1 路信号与发射信号相似系数最高,由于水下环境复杂,相似系数仅为 0.56,但从图(b)可以看出第 1 路信号与线性调频信号非常相近,并且信号幅度值与接收到的信号相近,可以认为已达到分离目的。

## 4 结 束 语

本文提出了一种新型频域快速盲分离算法,该算法采用一种新的频域信号混合模型,将混合矩阵定义成含有参数的固定形式,并引入了混合神经网络算法,通过求某一频率的分离矩阵,来估计全局分离矩阵。该算法具有混合神经网络和频域算法的优点,新模型的使用有效地克服了输出信号尺度模糊的缺陷。水声信号仿真实验及湖试数据实验均表明本文算法性能优越,具有较好的工程应用价值。

### 参 考 文 献:

- [1] 冉茂华,黄建国,韩晶. 滤波多音调制水声通信方法研究[J]. 兵工学报,2011,32(4):452-458.  
Ran Maohua, Huang Jianguo, Han Jing. Research on filtered multi-tone modulation underwater acoustic communication[J]. Introducing Journal of China Ordnance, 2011, 32(4):452-458.
- [2] Mansour A. Challenges and methodologies in passive ocean acoustic tomography: an approach based on ICA[C]//4th IEEE International Conference on Digital Ecosystems and Technologies. Dubai, Arab:[s. n.],2010:557-562.
- [3] 理华,郝程鹏,侯朝焕,等. 一种应用于水声目标检测的盲源分离算法[J]. 数据采集与处理,2008,23(9):6-11.  
Li Hua, Hao Chengpeng, Hou Caohuan, et al. Blind separation algorithm for underwater target detection [J] Journal of Data Acquisition and Processing, 2008,23(9):6-11.
- [4] 何继爱,达正花,唐艳娟. 基于 AR 模型的盲源分离方法[J]. 数据采集与处理,2011,26(2):162-166.  
He Jiai, Da Zhenghua, Tang Yanjuan. Blind separation based on AR model[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011,26(2): 162-166.
- [5] Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634.
- [6] 马建仓,牛奕龙,陈海洋. 盲信号处理[M]. 北京:国防工业出版社,2006:130-133.  
Ma Jiancang, Niu Yilong, Chen Haiyang. Blind signal processing[M]. Beijing: National Defense Industry Press,2006:130-133.
- [7] Lin Y D, Hsu C Y, Chen H Y, et al. An efficient ICA approach based on neural network framework for biomedical applications[C]//The 2010 Inter-National Joint Conference on Neural Networks(IJCNN). Barcelona, Spain:[s. n.], 2010:1-8.
- [8] Clark F S P, Petraglia M R, Diego B H. A new initialization method for frequency domain blind source separation algorithms [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011,18(6): 343-346.
- [9] 李虎雄,黄琛泽. 抑制干扰的频域盲源分离后处理算法[J]. 计算机工程,2009,35(11): 202-204.  
Li Huxiong, Huang Chenze. Postprocessing algorithm for interference suppressing in frequency-domain blind source separation[J]. Computer Engineering, 2009,35(11): 202-204.
- [10] Naqvi S M, Miao Y, Chambers J A. A multimodal approach to blind source separation of moving sources [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010,4(5):895-910.
- [11] Leandro D P, Diego M, Masuzo Y. Indeterminacy free frequency domain blind separation of reverberant audio sources[J]. Speech and Language Processing, 2009, 17(2): 299-311.
- [12] 范敏毅. 水下声信道的仿真与应用研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2000.  
Fan Minyi. A study on simulation & application of underwater sound channel[D]. Harbin: Harbin Engineering University,2000.

作者简介:丁雪洁(1985-),女,博士研究生,研究方向:水声信号处理,E-mail: xuejie.ding@126.com;刘纪元(1962-),男,研究员,博士生导师,研究方向:信号分析与处理、合成孔径声纳技术;黄海宁(1969-),男,研究员,博士生导师,研究方向:水声通信、阵列信号处理、水下无线传感器网络。