

一种不用先验知识的单路混合信号的盲源分离新方法

成谢锋¹, 马 勇², 张学军¹, 刘 璐³, 张少白¹

(1. 南京邮电大学电子科学与工程学院, 江苏南京 210001; 2. 南京理工大学计算机学院, 江苏南京 210094;
3. 山东大学信息科学与工程学院, 山东济南 250001)

摘 要: 基于单路混合信号的分层技术, 提出了一种单路混合信号的盲源分离新方法, 它的特点是不需要利用先验知识. 如何做单路原始信号的分层工作? 它应该被分几层? 通过对分层技术的深入讨论和加入一个参考信号, 上述问题找到了很好的答案. 并且文中给出了一种改进型圆周卷积数据等长度分层的方法和获取独立子波函数的技术; 然后通过结合独立子波函数进入原始信号, 使原始信号由一维向量转化成为多维向量, 从而实现其盲分离; 最后的分离实验, 验证了本方法的有效性和可行性.

关键词: 盲分离; 独立子波函数; 单路信号; 分层技术; 改进型圆周卷积

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 10-2317-05

A Single-Channel Mixed Signal BSS New Method Without Using the Prior Knowledge

CHENG Xie-feng¹, MA Yong², ZHANG Xue-jun¹, LIU Ju³, ZHANG Shao-bai¹

(1. School of electron Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China;

2. School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China;

3. School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan, Shandong 250001, China)

Abstract: Based on the single-channel mixed signal's separation technology and the layered principles, a novel blind source separation (BSS) algorithm of single mixed signal is proposed. its characteristic does not need to use the prior knowledge. How to make the layered work of this original signal? It can be separated into many layers? Based on single-channel mixed-signal layered technique and joins a reference signal to this original signal, the above question has found the very good answer. And the equal length layered technique of using improved cyclic convolution decomposition, and the gain independent sub-band functions technology are studied too. Using these independent sub-functions, it can be expanded become a multi-dimensional signal that the original signal, and realized its blind separation. Finally through the separation experiments confirmed this method validity and the feasibility.

Key words: blind signal separation; independent sub-band functions; single-channel signal; layered technique; improved cyclic convolution

单路混叠信号的盲分离, 是一个基本的、极富挑战性的研究课题. 因为单路混合信号的盲分离是困难的, 有太多的未知因素, 是一个病态问题^[1~5], 故又称为欠定盲分离. 可是, 单路混合信号又普遍存在于我们生活之中, 近年来已有一些学者开始了这方面的研究, 文献[6~8]就是一些有代表性的方法. 它们的共同点就是必须要利用先验知识. 从某种意义上说, 这种需要利用预知的信号作为训练数据、作为先验知识的 BSS 方法不应该叫真正意义的盲分离, 而只能是半盲分离, 因为盲信号处理的“盲”一词意味着不使用任何训练数据, 对系统参数没有任何先验知识的假设, 所以 BSS 方法才有着广泛的应

用环境. 为此本文提出一种不需要利用任何训练数据就能从单路输出的混合信号中分离出多个源信号的方法.

1 单路混合信号盲分离的描述

设某个混合系统由有 m 个传感器和 K 个信号源组成, $\mathbf{s} = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)]^T$, $\mathbf{x} = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$, 其混合模型可以表述如下^[4]:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (1)$$

通过寻找一个 m 阶满秩分离矩阵 \mathbf{W} , 从而定义输出信号矢量:

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x} \quad (2)$$

\mathbf{y} 是包含了尽可能独立的、源信号的恢复矢量.

当 $m=1, k \geq 2$ 时, 会出现传感器数目小于源的数目, 或者源数目未知且可时变时, 这种多源输入单路输出的混合信号盲源分离是一个病态的问题. 因为已知单路信号却有 $2k$ 个以上的未知变量. 目前常用的方法是必须要利用先验知识, 预知一些训练数据, 并对信号进行分小段处理^[7,8]. 本文提出一种新的方法, 它不需利用先验知识, 可实现单路混合信号的欠定盲分离.

据式(1), 当 $m=1, k=K$ 时有

$$x = a_1 s_1 + a_2 s_2 + \cdots + a_K s_K \quad (3)$$

式(3)是欠定模型的一个特例, 无法直接求解. 因此我们考虑按某种方式把单路信号分解成若干层, 每一层又都是式(3)的一个分式. 即:

$$\begin{aligned} x_1 &= a_1^1 s_1 + a_2^1 s_2 + \cdots + a_K^1 s_K \\ &\vdots \\ x_Q &= a_1^Q s_1 + a_2^Q s_2 + \cdots + a_K^Q s_K \end{aligned} \quad (4)$$

$$x = x_1 + x_2 + \cdots + x_Q \quad (5)$$

当 $Q=K$ 时, 正如式(2)所示, 它满足盲源分离的基本条件, 可以去获取一组源信号的估计. 问题的关键是对单路信号如何分层? 该分几层?

2 如何分层?

2.1 分层的原则

对于一路混合信号 $x(t)$, 我们如果能将其分解为等长的 q 层数据段 Z_q , ($q=1, 2, \dots, Q$), 然后对于 $x(t)$ 分成 Q 层后的信号进行独立成分分析, 这种独立性使用负熵最大判据或信息损失函数, 如式(2)所示, 通过寻找一个满秩分离矩阵, 从而定义输出信号 $[b^1, b^2, \dots, b^Q]$ 中包括了尽可能独立的源信号 $s_1(t), \dots, s_K(t)$ 的信息, 可以获得一组在时域相互统计独立的函数簇, 我们称之为独立子波函数.

那么如何从一路信号中分解出等长的 Q 层数据段 Z_1, Z_2, \dots, Z_Q , 并形成独立子波函数? 我们提出分层的原则是:

(1) 每一层信号 Z_i 之间尽可能满足相互正交, 有 $Z_i \perp Z_j$.

(2) 每一层信号应具有一定的物理意义.

(3) 分层信号一定可重构出原信号.

(4) 每一层信号都与原信号长度相同.

第一条原则表明, 信号分层相当于在一组正交基上投影, 而分层信号的正交性则有利用对信号进行独立成分分析, 因为分层信号偏离正交越严重, 对 BSS 求解的正确性和算法的可行性影响越大; 第二条原则表明, 分层信号应尽可能的逼近物理世界的信号, 而不是

纯数学的分解; 第三条原则表明了信号分层的可逆性. 第四条原则是使分层信号满足盲源分离的条件, 即各混叠信号的长度保持一致.

2.2 一种改进型圆周卷积的等长度分层方法

根据多分辨率信号分析的特点, 对于任意一个信号 $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$, 可看成是某一个低通平滑函数 $\phi(t)$ 对 $x(t)$ 做平滑逼近的极限情况, 即可以用不同分辨率来逐级逼近待分析的函数 $x(t)$. 定义 $\phi(t) \in L^2(\mathbb{R})$ 为 $\phi_{jk}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k)$, 并令每一个尺度 j 上平移系列 $\phi_{jk}(t)$ 所组成的空间 V_j 是尺度为 j 的尺度空间, 即 $V_j = \overline{\text{span}\{\phi_{jk}(t)\}}$, $k \in \mathbb{Z}, j = (-\infty, +\infty)$, 它的整数位移集合 $\{\phi(t - k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 是 V_0 中的正交归一基, 那么对于 $x(t) \in V_j$ 有:

$$x(t) = \sum_k a_k \phi_{jk}(t) = 2^{-j/2} \sum_k a_k \phi(2^{-j}t - k) \quad (6)$$

令 $P_\sigma x(t)$ 代表 $x(t)$ 在 V_0 上的投影, 则有 $P_\sigma x(t) = \sum_k x_k^{(0)} \phi_{0k}(t)$, 其中 $x_k^{(0)}$ 是线性组合的权重, 其值为 $x_k^{(0)} = \langle P_\sigma x(t), \phi_{0k}(t) \rangle = \langle x(t), \phi_{0k}(t) \rangle$, 推而广之有:

$$P_j x(t) = \sum_k x_k^{(j)} \phi_{jk}(t) \quad (7)$$

其中 $x_k^{(j)} = \langle P_j x(t), \phi_{jk}(t) \rangle = \langle P_{j-1} x(t), \phi_{jk}(t) \rangle$. 又令 $\psi_{jk}(t) = \{2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 是 W_j 的正交归一基, 且 $W_j \perp V_j, W_j \perp W_i (i \neq j)$, 同样有 $x(t)$ 在 W_j 上的投影 $D_j x(t)$ 为:

$$D_j x(t) = \sum_k d_k^{(j)} \psi_{jk}(t) \quad (8)$$

其中系数值为 $d_k^{(j)} = \langle D_j x(t), \psi_{jk}(t) \rangle = \langle D_{j-1} x(t), \psi_{jk}(t) \rangle$. 因此有:

$$P_{j-1} x(t) = P_j x(t) + D_j x(t) \quad (9)$$

因为 $D_1 x(t)$ 与 $\phi_{1k}(t)$ 正交, 所以 $\langle D_1 x(t), \phi_{1k}(t) \rangle = 0$, 故有 $x_k^{(1)} = \langle \sum_n x_n^{(0)} \phi_{0n}(t), \phi_{1k}(t) \rangle = \sum_n \langle \phi_{0n}(t), \phi_{1k}(t) \rangle x_n^{(0)}$ 其中 $\langle \phi_{0n}(t), \phi_{1k}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{2}} \int \phi(1/2 - k) \phi(t - n) dt = h_{0(n-2k)}$, 类同推导, 有系数 $x_k^{(j)}, d_k^{(j)}$ 的递推公式为:

$$\begin{cases} x_k^{(j)} = \sum_n h_{0(2n-k)} x_n^{(j-1)} \\ d_k^{(j)} = \sum_n h_{1(2n-k)} d_n^{(j-1)} \end{cases} \quad (10)$$

将上式推广至小波包分解, 令 $G_j^n x(t) \in U_j^n$, 有

$$G_j^n x(t) = G_{j+1}^{2n} x(t) + G_{j+1}^{2n+1} x(t) \quad (11)$$

其中 $G_j^n x(t) = \sum_l d_l^{j,n} \frac{1}{2} w_n(2^{-j}t - l)$, 所以小波包系数的递推公式是:

$$\begin{cases} d_k^{j+1,2n} = \sum_l h_{0(2l-k)} d_k^{j,n} \\ d_k^{j+1,2n+1} = \sum_l h_{1(2l-k)} d_k^{j,n} \end{cases} \quad (12)$$

小波包分解实际上是把所有上一层的子带都按低频部分和低频部分进行了划分,这些分解部分所占频带在统计上虽然互不重叠,但它们每一次分解都要进行“二抽样”,实际上对各层数据进行了减半处理,这不满足我们提出的“每一层信号都与原信号长度相同”的要求.所以我们对信号分层时不进行“二抽样”处理,根据 mallat 算法^[8]和正交空间序列的平移不变性原理,对任意 $k \in Z$,都有 $\phi_j(2^{-j}t) \in V_j \Rightarrow \phi_j(2^{-j}t - k) \in V_j$,所以圆周卷积分解的系数对应于式(12)可得:

$$\begin{cases} d_k^{j+1,2n} = \sum_l h_0(l) d_k^{j,n_{2l}} \\ d_k^{j+1,2n+1} = \sum_l h_1(l) d_k^{j,n_{2l}} \end{cases} \quad (13)$$

这样迭代运算时只是对上一尺度的分解结果进行移位,能完全满足“每一层数据都与原信号长度相同”的要求.因此我们可以用这种改进型圆周卷积算法将信号分成所需的 $Z_q (q=1,2,\dots,Q)$ 层.

2.3 独立子波函数

如果我们对 $Z_q(t) (q=1,2,\dots,Q)$ 进行独立成分分析,即:

$$\begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1Q} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2Q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c_{p1} & c_{p2} & \cdots & c_{pQ} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \vdots \\ Z_Q \end{bmatrix} \quad (14)$$

当 $P=Q$ 时, C 是满秩,则 b_p 和 Z_q 的转换是可逆的.若 C 的逆矩阵是 $W=C^{-1}$,正如式(2)所示,用 ICA 方法可逐个求出 W_1, W_2, \dots, W_Q , 获得一组独立子波函数^[9].

并且由这些基本独立子波函数所重构的源信号 x 可以表示为:

$$x = \sum_{q=1}^Q c_q b_q = \sum_{q=1}^Q x_q \quad (15)$$

其中 C_q 为重构系数.通常 $C_q=1$.

3 该分几层?

基于式(2),当符合盲分离假设的条件时,ICA 可以分离出与源信号完全一致的结果.对于实际物理信号,严格统计独立的条件很难满足,统计独立通常解释为尽可能的独立或物理独立.尽管源信号之间有弱相关,ICA 仍然能进行分离,只不过这种互相关性越强,ICA 分离的结果与实际信源的差异就越大.显然,只有当 ICA 估计的信源数目与实际信源的数目一致时才能使这种互相关性最小.也就是说,针对我们提出的分层思

想,只有当对混合信号分层的数目与实际信源的数目相同时,才有可能去实现最佳盲分离.那么如何确定分层数目呢?目前选取独立分量数目的方法有两种,一种是通过样本协方差矩阵特征的累积贡献直接选取;另一种是通过系统模型的残差来选取,如 Wold 提出的预测残差平方和 PRESS 方法^[10].这些方法都要求预知多路的输出信号,对只知道单路输出混合信号的情况是不实用的.因此我们考虑外加一个参考信号——白噪声信号作为判断的参考标准.令参考信号为 $N = \sum_p \sum_l n_{pl}$, x 和分层信号 Z 的长度都为 L ,据式(3)有:

$$\begin{aligned} x &= a_1 s_1 + a_2 s_2 + \cdots + a_K s_K + N \\ &= a_1 s_1 + a_2 s_2 + \cdots + a_K s_K + \sum_p n_p \end{aligned} \quad (16)$$

将 x 分成 P 层,据式(2)有:

$$y = [W \quad I] \begin{bmatrix} Z_p \\ N \end{bmatrix} \quad (17)$$

式(17)的协方差矩阵可表示为:

$$C = W \text{cov}(Z_p, Z_p) W' + \text{cov}(N, N) \quad (18)$$

其中 $\text{cov}(Z_p, Z_p) = \text{diag}(\sum_l Z_{1l}^2, \dots, \sum_l Z_{pl}^2)$, $\text{cov}(N, N) = \text{diag}(\sum_l n_{1l}^2, \dots, \sum_l n_{pl}^2)$.根据基于协方差矩阵特征值判断独立分量数目的方法^[11],上式的特征值 $\lambda(C)$ 为:

$$\begin{aligned} \lambda(C) &= \underbrace{[\xi_1 + \sum_l n_{1l}^2, \dots, \xi_p + \sum_l n_{pl}^2]}_P \\ &\quad + \underbrace{[\sum_l n_{1l}^2, \dots, \sum_l n_{kl}^2]}_K \end{aligned} \quad (19)$$

从式(19)中可以看出,后面 K 个特征值小于前面 P 个并且相等.因此通过计算后面最小的相等的特征值个数就可得源信号的数目,也就是该分几层的数目.在这种情况下,参考信号——白噪声信号将被最佳的分离出来,其相似系数应最大且趋近于 1.

因此,单路混合信号应该分几层的具体判断方法如下:

(1)对式(3)所示的混合信号,先估计该信号的程度;

(2)添加白噪声 N ,且 N 的信号强度大约为混合信号强度的 1/3,形成式(16)的样本信号;

(3)令 $i=1, p=i+1$,将样本信号用式(13)分成 p 层,用 ICA 方法对它进行盲分离;

(4)将分离结果中的 \hat{N}_i 与 N 比较,若 N 与 \hat{N}_i 的相似系数越来越大,则 $i+1$,重复第(3)步,若 N 与 \hat{N}_i 的相似系数越来越小,则执行第(5)步;

(5) 结束计算. N 与 \hat{N}_i 的最大相似系数所应的 p 值就是我们估计的分层数目 P . 而实际的独立子波函数的数目应为 $Q = P - 1$.

加入的参考信号除用白噪声外,当然也可以根据实际情况选用其它的特殊信号. 由于欠定问题求解很难,而仅知单传感器的条件更苛刻,根据 Georgiev^[7]提出的欠定盲分离的描述,本方法可恢复出源信号的基本条件是:

(a) 在传感器的数目限定为 1 的情况下,可判定的源信号数目 K 的上限为 4.

(b) 在任何采样时刻,源信号 $s_k(t)$ 中同时为零的信号最多只有一个.

(c) $s_k(t)$ 中不能有与参考信号相同的信号.

4 扩展信号维数的方法

基于式(3),通过加入 $x(t)$ 的分层独立子波函数进入 $x(t)$,该一维混合信号就被转化成多维信号,它可以表示为 $[x, c_1 b_1, c_2 b_2, \dots, c_{Q-1} b_{Q-1}]$, 因而有:

$$\begin{bmatrix} \hat{s}_1 \\ \hat{s}_2 \\ \hat{s}_3 \\ \vdots \\ \hat{s}_K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_1^0 & w_2^0 & \cdots & w_K^0 \\ w_1^1 & w_2^1 & \cdots & w_K^1 \\ w_1^2 & w_2^2 & \cdots & w_K^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_1^{Q-1} & w_2^{Q-1} & \cdots & w_K^{Q-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ c_1 b_1 \\ c_2 b_2 \\ \vdots \\ c_{Q-1} b_{Q-1} \end{bmatrix} \quad (20)$$

其中 $c_q b_q$ 是由式(14)预先获得的独立子波函数和对应的系数. 式(20)可认为是一种传感器个数等于源信号个数的情况, $x(t)$ 的独立子波函数 b_q 保留了该源信号的信息,且是相互统计独立,加之 $s_k(t)$ 和 $s_{k+1}(t)$ 之间又是相互统计独立的,所以它们其中的任意信号之间也具备相互统计独立,这满足盲分离的所有假设,所以我们可以利用 ICA 算法获得一组分离的结果 $\hat{s}_1, \dots, \hat{s}_K$.

用 ICA 算法也可直接获得其中任意一个 \hat{s}_k , 此方法属于盲提取,是要估计一个具有特殊统计特征或性质的 \hat{s}_k 源信号,而舍弃其它不感兴趣的源信号. 在许多应用中,如生物医学中,一些和源信号有关的参考信号显然是可以清楚得到的,这种情况下,通常希望提取与参考信号 $r(t - \Delta)$ 相关程度尽可能高的独立源信号,其中 Δ 是适当选择的时滞. 所以可以将盲分离算法中的代价函数加上一个强制项 $E\{r^2(t - \Delta)y^2(t)\}$. 例如利用线性预测器的盲提取算法的代价函数可以更改为^[2,4]:

$$J(w) = \frac{1}{2} E\{\epsilon^2\} + \frac{\beta}{4} (c - E\{y^2(t)r^2(t - \Delta)\})^2 \quad (21)$$

其中 $\epsilon(t) = y(t) - \sum_{k=1}^L B_k y(t - k)$, $\beta \geq 1$ 是强制因子, c 是适当选择的正常数,通常取 $c = 1$, B_k 是 FIR 滤波器的传递系数. 根据标准梯度下降法求式(21)的最小值就

可导出所需的分离规则. 这样可直接分离出 \hat{s}_k .

另外,如果对于式(20)用一次 ICA 方法获得的结果不满意,可将 $x - \hat{s}_k$ 和 x 结合起来构成一个新的多维向量,据式(2)有:

$$\begin{bmatrix} \hat{s}_1 \\ \hat{s}_2 \\ \vdots \\ \hat{s}_{K+1} \end{bmatrix} = W \begin{bmatrix} x \\ x - \hat{s}_1 \\ \vdots \\ x - \hat{s}_K \end{bmatrix} \quad (22)$$

这是一种传感器个数大于源信号个数的情况,再进行一次盲分离,就可获得预期的结果.

5 单路混合信号的分离实验

根据 Chen 氏方程:

$$\begin{aligned} x' &= a(y - x) \\ y' &= (c - a)x - xz + cy \\ z' &= xy - bz \end{aligned} \quad (23)$$

当 $a = 35$, $b = 3$, $c = 28$, 初始值 $x(0) = -10$, $y(0) = 0$, $z(0) = 27$ 时产生混沌现象,取其中的一维混沌输出信号作为源信号 s_1 . 选用一个女声讲话的声音作为源信号 s_2 . 另外第三组源信号 s_3 用如下方程产生: $s_3 = \exp(-0.2t) * \cos(6t) + 0.7 * \sin(10t)$. 那么有单路混合信号为:

$$x_1 = s_1(t) + s_2(t) + s_3(t) \quad (24)$$

首先,根据第 3 节分层数目的判断方法,因 x_1 的信号强度为 1.2V,故取 0.4V 左右的白噪声信号作为参考信号 N ,如图 1 中的 s_4 ,添加入 x_1 中,有:

$$x_2 = s_1(t) + s_2(t) + s_3(t) + N \quad (25)$$

据式(13),分别按 2 层、3 层、4 层、5 层分 4 组对 x_2 进行分层实验,用 ICA 方法对它们进行盲分离,可对应获得 $b_1^2, b_2^2, b_1^3, b_2^3, b_3^3, b_1^4, b_2^4, b_3^4, b_4^4, b_1^5, b_2^5, b_3^5, b_4^5, b_5^5$. 上述各信号的波形图如图 1 所示.

然后将每组中的分离结果分别与 N 即 s_4 求相似系数,其中每组中与 N 相似系数最大者见表 1. 可见我们估计的分层数目 $Q = 4 - 1 = 3$. 这和实际情况是完全一致的. 从图 1 中的波形图也可直观看出这个结论.

表 1 各分层组中与白噪声的相似系数最大的一层

Q	2 层组	3 层组	4 层组	5 层组
s/n	b_2^2	b_3^3	b_4^4	b_5^5
与白噪声的相似系数	0.3463	0.4778	0.5796	0.5482

最后,再将 $x_1(t)$ 分 3 层,获得 3 路独立子波函数如图 2. b_1, b_2, b_3 所示. 然后按照第 4 节所述扩展信号维数的方法,任选取 2 路独立子波函数加入 $x_1(t)$,该一维混合信号就被转化成三维信号,根据 ICA 方法获得的一组分离结果如图 2. s'_1, s'_2, s'_3 所示.(各图中纵轴是幅值,横轴是采样点.)

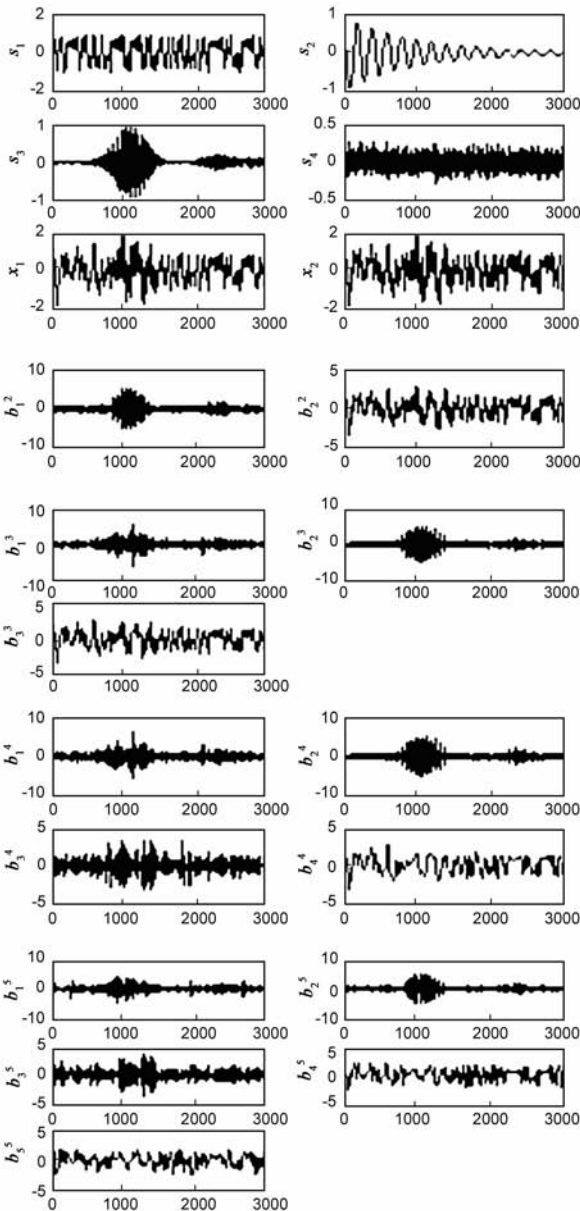


图1 各源信号与分层结果的波形

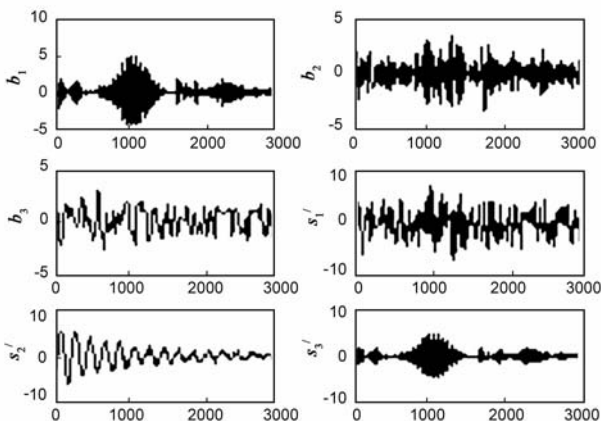


图2 单路混合信号的盲分离结果

6 结论

本文提出的分层原则、加入白噪声判断分层数及利用独立子波函数扩展信源维数的方法是实现单路混合信号盲分离的新方法.它的特点是不需要利用任何训练数据,将欠定盲分离问题转化为适定问题,并且在单输出多输入的情况下确定了源信号的个数.我们提出的改进型圆周卷积算法能实现每一层数据都与原信号长度相同的等长度分解,而不需要像小波包通过重构使各分解系列恢复到原始信号长度.本文提出的方法适用于与外加参考信号相差明显的源信号.

参考文献

- [1] 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,(12):2279-2283.
Xiao Ming, Xie Sheng-Li, Fu Yu-Li. Underdetermined blind delayed source separation based on single source intervals in frequency domain [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, (12): 2279-2283. (in Chinese)
- [2] Nishimori, Yasunori, Plumbley, Mark D. Flag manifolds for subspace ICA problems [A]. 2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C]. Hawaii, USA: CPS Press, 2007. 1417-1420.
- [3] Vigiiano D, et al. An information theoretic approach to a novel nonlinear independent component analysis paradigm [J]. Signal Processing, 2005, 85(5): 997-1028.
- [4] 刘琚,何振亚.盲源分离和盲反卷积[J].电子学报,2002,(04):570-576.
Liu Ju, He Zhen Ya. A survey of blind source separation and blind deconvolution [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, (04): 570-576. (in Chinese)
- [5] Cardoso J F. Blind beam forming for non-gaussian signals [J]. IEEE Proceedings, 1993, 18(3): 362-370.
- [6] Jang Gil-Jin, Lee Te-Won. A maximum likelihood approach to single-channel source separation [J]. Journal of Machine Learning Research, 2004, 28(7-8): 1365-1392.
- [7] Georgiev P, Theis F, Cichocki A. Sparse component analysis and blind source separation of underdetermined mixtures. IEEE Transactions of Neural Networks, 2005, 16(4): 992-996.

(下转第 2330 页)

作者简介



成谢锋 男,南京邮电大学教授.1956年6月出生于四川资阳,在山东大学获得硕士学位.先后主持过省级研究项目6项,其中获得省级优秀教学成果奖2项,获省科技进步奖、省自然科学奖2项.主编教材二部,发表论文40余篇.主要从事智能信息处理、智能仪器方面的研究工作. E-mail: chengxf@njupt.edu.cn

- [13] 王祥根, 司端锋, 冯登国, 苏璞睿. 基于代码覆盖的恶意代码多路径分析方法[J]. 电子学报, 2009, 37(4): 701 - 705.
- [14] D Brumley, C Hartwig, Z Liang, J Newsome, P Poosankam, D Song, H Yin. Automatically identifying trigger-based behavior in malware[A]. Botnet Analysis and Defense[M], Springer, 2008. 65 - 88.
- [15] J R Crandall, G Wassermann, D A S de Oliveira, Z Su, S F Wu, F T Chong. Temporal search: Detecting hidden malware timebombs with virtual machines[A]. In Proceedings of the Twelfth International Conference on Architectural Support for Programming Languages and Operating Systems (ASPLOS XII)[C]. 2006, 34(5): 25 - 36.
- [16] V C Sreedhar, G R Gao, Y F Lee. Identifying loops using DJ graphs[J]. ACM Transactions on Programming Languages and Systems (TOPLAS), 1996, 18(6): 649 - 658
- [17] VX Heavens[OL]. <http://www.netlux.org>.

作者简介



王蕊女, 1981年出生于黑龙江哈尔滨, 博士研究生, 主要研究领域为恶意代码分析与防范.

E-mail: wangrui@is.iscas.ac.cn



苏璞睿男, 1976年出生于湖北宜昌, 副研究员, 硕士生导师, 主要研究领域为恶意代码分析与防范.

E-mail: supurui@is.iscas.ac.cn



杨轶男, 1982年出生于河南鹤壁, 博士研究生, 主要研究领域为恶意代码分析与防范.

E-mail: FirefoxXP@is.iscas.ac.cn



冯登国男, 1965年出生于陕西榆林, 研究员, 博士生导师, 主要研究领域为密码学与信息安全.

E-mail: Feng@is.iscas.ac.cn

(上接第 2321 页)

- [8] Jang Gil-Jin; Lee Te-Won. Single-channel signal separation using time-domain basis functions[J]. IEEE signal processing letters, 2003, 10(6): 168 - 171.
- [9] 成谢锋, 陶冶薇, 张少白, 等. 独立子波函数和小波分析在单路含噪信号中的应用研究: 模型与关键技术[J]. 电子学报, 2009, (37): 1522 - 1528.
- Cheng Xie-Feng. Applications of independent sub-band functions and wavelet analysis in single-channel noisy signal BSS:

Model and crucial technique[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, (37): 1522 - 1528. (in Chinese)

- [10] Wold S. Cross valedictory estimation of the number of components in[J]. Technometrics, 1978, 20: 397 - 406.
- [11] Qin S J, Dunia R. Determining the number of principal components for best reconstruction[J]. Journal of Process Control, 2006, (10): 245 - 250.