

基于特征值分解的循环平稳 离散时间信号的盲分离*

邱意敏, 周力

(安徽工程大学 电气工程学院, 安徽 芜湖 241000)

摘要: 盲分离的目的是从观测到的混叠信号中恢复出各个未知的源信号, 现今的很多方法都是利用了信号时域表示的某些统计特性来解决这个问题。从信号频域分析的角度提出了一种利用信号的循环平稳特性来处理离散时间信号的频域盲分离方法。该方法构造两个二阶统计矩阵的乘积, 并对该乘积矩阵进行特征值分解, 从而实现源信号的分离; 同时, 还对特征值分解的条件进行了分析。该方法在低维信号的情况下可以取得相当满意的分离效果, 仿真结果表明该方法具有良好的性能。

关键词: 盲信号处理; 盲信号分解; 循环平稳; 特征值分解

中图分类号: TN911.7 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2012)11-4117-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.11.029

Eigenvalue decomposition based blind separation for cyclo-stationary discrete-time signals

QIU Yi-min, ZHOU Li

(College of Electronic Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu Anhui 241000, China)

Abstract: The goal of blind source separation(BSS) methods is to restore the unknown source signals from their mixtures. Many approaches have been proposed exploiting some statistics to associate to the temporal representation of the signals. From the point of signal frequency analysis, this paper put forward a new approach for processing frequency-domain discrete-time signals exploiting the cyclo-stationarity of the signals. First, it constructed a product of two second-order statistics matrices, and then implemented eigenvalue decomposition of this product matrix. It also analyzed the condition of eigenvalue decomposition. The proposed method could derive a satisfying separation result in the case of low dimensional source signals. The simulation results using artificial sources prove the good performance of the proposed method.

Key words: blind signal processing; blind signal separation; cyclo-stationarity; eigenvalue decomposition

众所周知,独立源瞬时混叠信号的盲分离可利用源信号的非高斯性、时间相关性或非平稳性来实现。在文献[1]中,将观测到的信号拆分为两个子区间,然后在这两个子区间内对数据的协方差矩阵联合对角化。文献[2]应用的也是类似的算法,只是从两个协方差矩阵推广到了多个协方差矩阵。文献[3]利用神经网络消除了任意时刻输出零延时的互相关性来实现盲分离。文献[4]中提出的方法是基于信号非平稳性的最大化,非平稳性可以通过一组混叠信号的交叉累积量来度量。以上提到的这些方法都是在时域中进行盲分离的方法,并且对相应统计量的估计要求它们在一定的时间区间内保持不变。这就意味着源信号关于该统计量是分段平稳的^[5],但是这种假设并不适用于实际的信号。

本文提出了一种在频域中利用零均值、互不相关的实值源信号循环平稳性的盲分离方法,这种方法更加实际。此方法构造两个二阶统计量矩阵的乘积,并对该乘积矩阵进行特征值分解以实现信号分离;同时,还对特征值分解的条件进行了分析。

仿真结果表明,这种频域盲源分离方法具有良好的性能。

1 问题描述

一个无噪且混叠信号和源信号数目相同的线性瞬时混叠的盲分离模型可以表述如下^[6,7]:

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{A}\mathbf{s}(n) \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中: $\mathbf{x}(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_K(n)]^T$ 和 $\mathbf{s}(n) = [s_1(n), s_2(n), \dots, s_K(n)]^T$ 分别是观测信号序列和源信号序列, \mathbf{A} 是一个未知的混叠矩阵。假设源信号是零均值的实值信号,混叠矩阵 \mathbf{A} 是非奇异的,且式(1)中的源信号向量 $\mathbf{s}(n)$ 的各个成分 $s_i(n)$ 是相互独立的,即

$$E[s_i(n_1)s_j(n_2)] = 0 \quad \forall i \neq j, \forall n_1, n_2 \quad (2)$$

整个混合过程如图1所示。

盲分离的目标是找到一个分离矩阵(混合矩阵的逆估计) \mathbf{W} ,其包含了排列和比例的不确定性^[8]。换句话说,本文想要得到

收稿日期: 2012-04-07; 修回日期: 2012-05-26 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61071001);安徽省教育厅自然科学基金资助项目(KJ2008A010);安徽省教育厅自然科学重点科研项目(2006KJ017A)

作者简介:邱意敏(1988-),女,安徽芜湖人,硕士研究生,主要研究方向为自动控制、人工智能控制(qiuyimin2008@163.com);周力(1957-),男,教授,硕士,主要研究方向为自动控制、人工智能控制。

$$y = WA_s = Gs \quad (3)$$

使得全局矩阵 G 接近一个置换矩阵。



图1 盲源分离的框架

2 频域分离算法

这里提出的方法适用于以下情形:只能获得一组观测信号的实现,源信号是循环平稳的,从而混叠信号也是循环平稳的。因此,在每个循环平稳周期内的混叠信号可被看做是观测信号的一组独立的实现。在这种情况下,通过将观测信号拆分为若干个时间区间,并且每个区间都是循环平稳周期的整数倍,这样就得到若干个混叠信号的实现。这种情况在现实中较为常见,例如在无线通信中,数字调制信号通常就是循环平稳的^[9]。

针对循环平稳信号提出的盲分离算法步骤如下:

a) 拆分观测信号。如果源信号 s_i 是循环平稳的,并且循环平稳周期为 T_{s_i} ,那么观测信号也是循环平稳的,各个观测信号间的公共循环平稳周期 T 等于 T_{s_i} 的最小公倍数。将循环平稳的观测信号 $x_i(n)$ 拆分为 L 个子区间,第 L 个子区间中的分量记为 $x_{i,l}(n), l=1, 2, \dots, L$ 。因此,选择的子区间最好是公共周期 T 的整数倍。

如果 T_{s_i} 是未知的,可以利用一些预处理的方法从观测信号中估计出公共的循环平稳周期;如果 T_{s_i} 不是整数,可使得一个子区间包含多个公共的循环周期,因为最后一个不完整的周期对时间平均值的影响可忽略不计。本文仅考虑 T_{s_i} 是整数的情形,这样就能通过 $L = N/kT$ 得到子区间的数量,这里的 k 是整数。

b) 作傅里叶变换。对随机过程 $s_i(n)$ 和 $x_i(n)$ 作傅里叶变换,如下所示:

$$S_i(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} s_i(n) e^{-j\omega n}$$

和

$$X_i(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x_i(n) e^{-j\omega n} \quad (4)$$

这里分别定义 $S(\omega) = [S_1(\omega), S_2(\omega), \dots, S_k(\omega)]^T$ 和 $X(\omega) = [X_1(\omega), X_2(\omega), \dots, X_k(\omega)]^T$ 。从式(1)中可以得到

$$X(\omega) = AS(\omega) \quad (5)$$

根据零均值源信号 $S_i(\omega)$ 的不相关性可以得到

$$E[S_i(\omega_1)S_j(\omega_2)] = E[S_i(\omega_1)S_j^*(\omega_2)] = 0 \quad \forall i \neq j, \forall \omega_1, \omega_2 \quad (6)$$

其中: $S^*(\omega)$ 是 $S(\omega)$ 的共轭复数。

在实际计算中,对每个 $x_{i,l}(n)$ 均作傅里叶变换,以得到 $X_{i,l}(\omega) (l = 1, 2, \dots, L)$ 。对于每个子区间 l ,形成向量 $X_l(\omega) = [X_{1,l}(\omega), X_{2,l}(\omega), \dots, X_{k,l}(\omega)]^T$,此向量包含该子区间中所有观测信号的傅里叶变换。

c) 计算观测信号的统计量矩阵。根据文献[10]可以定义复杂向量 $S(\omega)$ 协方差矩阵和伪协方差矩阵分别为 $R_S(\omega)$ 和 $Q_S(\omega)$,它们可以通过下式得到

$$R_S(\omega) = E[S(\omega)S^H(\omega)]$$

和

$$Q_S(\omega) = E[S(\omega)S^T(\omega)] \quad (7)$$

其中: $S^T(\omega)$ 和 $S^H(\omega)$ 分别表示 $S(\omega)$ 的转置矩阵和 Hermitian 转置矩阵。

频域范围内的盲源分离方法的实现需要对观测信号的频域函数求期望。在得到矩阵 $X_l(\omega)$ 后,可以通过对 L 个子区间上所有的 $X_l(\omega)X_l^H(\omega)$ 和 $X_l(\omega)X_l^T(\omega)$ 求平均,分别计算出观测信号 $X(\omega)$ 的协方差矩阵 $R_X(\omega)$ 和伪协方差矩阵 $Q_X(\omega)$:

$$R_X(\omega) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L X_l(\omega)X_l^H(\omega)$$

和

$$Q_X(\omega) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L X_l(\omega)X_l^T(\omega) \quad (8)$$

d) 特征值分解。在该步中需要计算出矩阵 $R_X^{-1}(\omega)Q_X(\omega)$ 的特征向量。

从式(5)中可以得到

$$Q_X(\omega) = E[X(\omega)X^T(\omega)] = AE[S(\omega)S^T(\omega)]A^T = AQ_S(\omega)A^T \quad (9)$$

和

$$R_X(\omega) = E[X(\omega)X^H(\omega)] = AE[S(\omega)S^H(\omega)]A^H = AR_S(\omega)A^T \quad (10)$$

这里,考虑 A 是实数矩阵, $R_S(\omega)$ 是非奇异的,例如,如果 $E[|S_i(\omega)|^2] \neq 0, \forall i$,然后用式(10)的逆矩阵左乘式(9):

$$R_X^{-1}(\omega)Q_X(\omega) = (AR_S(\omega)A^T)^{-1}AQ_S(\omega)A^T = (A^T)^{-1}R_S^{-1}(\omega)Q_S(\omega)A^T \quad (11)$$

其中,根据上一节中对源信号的假设, $R_S^{-1}(\omega)Q_S(\omega)$ 是一个对角矩阵。在此情况下对 $R_X^{-1}(\omega)Q_X(\omega)$ 进行特征值分解:

$$R_X^{-1}(\omega)Q_X(\omega) = \Lambda V^{-1} \quad (12)$$

其中: Λ 是由特征值组成的对角矩阵, V 的列向量是相应的特征向量。

比较式(11)和(12)发现,式(11)也是 $R_X^{-1}(\omega)Q_X(\omega)$ 的特征值分解式,且对角线各元素就是 $R_X^{-1}(\omega)Q_X(\omega)$ 特征值。如果每个特征值的代数重数为 1,那么每个特征值对应的特征空间的维数也为 1。也就是说,如果矩阵 $R_X^{-1}(\omega)Q_X(\omega)$ 有 K 个明显的特征值,即

$$\frac{E[S_i^2(\omega)]}{E[|S_i(\omega)|^2]} \neq \frac{E[S_j^2(\omega)]}{E[|S_j(\omega)|^2]} \quad \forall i \neq j \quad (13)$$

那么包含在排列和比例不确定性的情况下, V 列与 $(A^T)^{-1}$ 的列相等,也即 $V = (A^T)^{-1}DP_1$,其中, D 是对角矩阵, P_1 是置换矩阵。同时, $V^T = P_1^T D^T A^{-1} = PDA^{-1}$ 也成立,其中 $P = P_1^T$ 是一个置换矩阵。因此,可以将式(13)当做识别条件。如果在某频率点 ω_1 这个识别条件满足,那么对 $R_X^{-1}(\omega_1)Q_X(\omega_1)$ 进行特征值分解可得到矩阵 V ,它的转置矩阵 V^T 在包含排列和比例不确定性的情况下等于分离矩阵 A^{-1} 。

当 A 是实值矩阵时,计算矩阵 V^T 的实数部分,能得到

$$V^T = PDA^{-1} = P(D_R + jD_I)A^{-1} \quad (14)$$

这里, $D = D_R + jD_I$ 是一个复值对角矩阵, 其中实数部分为 D_R , 虚数部分为 D_I 。显然, $R\{V^T\} = PD_R A^{-1}$ 。从而可以得到分离矩阵 W 和矩阵 A^{-1} 是等价的, 即

$$W = PD_R A^{-1} = R\{V^T\} \quad (15)$$

因此, 就能用下式估计出源信号 (包含排列和比例不确定性):

$$\begin{aligned} \hat{s}(n) &= Wx(n) = R\{V^T\}x(n) = \\ PD_R A^{-1}x(n) &= PD_R s(n) \end{aligned} \quad (16)$$

e) 选择分离频率。

定理 1 如果平稳源信号的数目超过 1 个, 那么将无法通过所提出的特征值分解的方法实现信号的分离。

证明 很容易证明若 $s(n)$ 是一个实数平稳源信号, 其傅里叶变换是 $S(\omega)$, 那么对于 $\omega \neq k\pi$, k 是整数^[11], $E[S^2(\omega)] = 0$ 。因此, 对于实值平稳源信号 $s_i(n)$ 和 $s_j(n)$ 则有

$$\frac{E[S_i^2(\omega)]}{E[|S_i(\omega)|^2]} = \frac{E[S_j^2(\omega)]}{E[|S_j(\omega)|^2]} \quad i \neq j \quad (17)$$

因为式(17)的两边均等于 0。进一步说, 当 $\omega = k\pi$ 时, $e^{-jk\pi}$ 是实数, 故实数信号的傅里叶变换也是实数, 那么就有 $E[S_i^2(k\pi)] = E[|S_i(k\pi)|^2]$ 的结论, 进而式(17)的两边均等于 1。

上述定理指出应用上述算法的必要条件是至多有一个源信号是平稳的, 否则, 条件式(13)不能被满足。因此, 得到分离频率 ω_1 的一个约束条件, 即 $\omega_1 \neq k\pi$ 。

接下来讨论分离频率可行的选择。从离散时间信号的傅里叶变换式的定义可知式(18)成立。

$$E[S^2(\omega)] = \sum_{n_1=-\infty}^{\infty} \sum_{n_2=-\infty}^{\infty} E[s(n_1)s(n_2)]e^{-j\omega(n_1+n_2)} \quad (18)$$

如果 $s(n)$ 是一个周期为 T_s 的循环平稳信号, 它的自相关函数是以 T_s 为周期的周期函数, 则能得到

$$\begin{aligned} E[S^2(\omega)] &= \\ \sum_{n_1=-\infty}^{\infty} \sum_{n_2=-\infty}^{\infty} E[s(n_1+T_s)s(n_2+T_s)]e^{-j\omega(n_1+n_2)} & \end{aligned} \quad (19)$$

使用新的变量 $m_1 = n_1 + T_s$ 和 $m_2 = n_2 + T_s$, 式(19)可以写成

$$\begin{aligned} E[S^2(\omega)] &= \\ \sum_{m_1=-\infty}^{\infty} \sum_{m_2=-\infty}^{\infty} E[s(m_1)s(m_2)]e^{-j\omega(m_1-T_s+m_2-T_s)} & \end{aligned} \quad (20)$$

也即

$$E[S^2(\omega)](1 - e^{2j\omega T_s}) = 0 \quad (21)$$

因此, 如果 $s(n)$ 是循环平稳信号, 那么等于非零值时是满足条件 $e^{2j\omega T_s} = 1$ 的解, 也就是 $\omega = k\pi/T_s = k\omega_s/2$, 其中 k 是整数。

对于具有循环平稳频率 ω_i 的 K 个循环平稳源信号 $s_i(n)$, 条件式(13)成立仅当 $\omega_1 = k\omega_i/2$, 其中 k 是整数, ω_i 是其余 $K-1$ 个循环平稳频率的最小公倍数。这是因为, 如果 $\omega_1 \neq k\omega_i/2$, 则至少有两个不同的 i 能满足 $E[S_i^2(\omega_1)] = 0$, 因此式(13)的两边均等于零。

从上面的讨论中可得分离频率 ω_1 可能的取值范围为

$$\omega_1 = k\omega_i/2 \text{ 和 } \omega_1 \neq k\pi \quad (22)$$

但并没有指明哪个是最佳选择。分析矩阵 $Q_x(\omega)$ 的元素可能会得到较好的 ω_1 。根据以上的讨论可知, 应避免使矩阵的元素为零的频率, 因为在这些频率下, 可能会出现 $E[S_i^2(\omega)] = 0, \forall i$ 。这里一个比较好的方法是选择那些使得统计量矩阵元

素具有较大绝对值的频率点。

3 仿真结果

在本章中, 通过一些计算机仿真实验来验证提出的方法效果和性能。

3.1 两个源信号的情形

考虑以下两个源信号: 一个是正弦波 $s_1(n) = 2\sin(\omega_0 n)$, 另一个是方波 $s_2(n) = \text{sign}(\sin(0.5\omega_0 n))$, $\omega_0 = \pi/8$ 。混合矩阵是 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0.8 \\ 0.6 & 1 \end{pmatrix}$ 。选择 $\omega_1 = \omega_0$, 应用本文提出的算法, 仿真结果如图 2 所示。

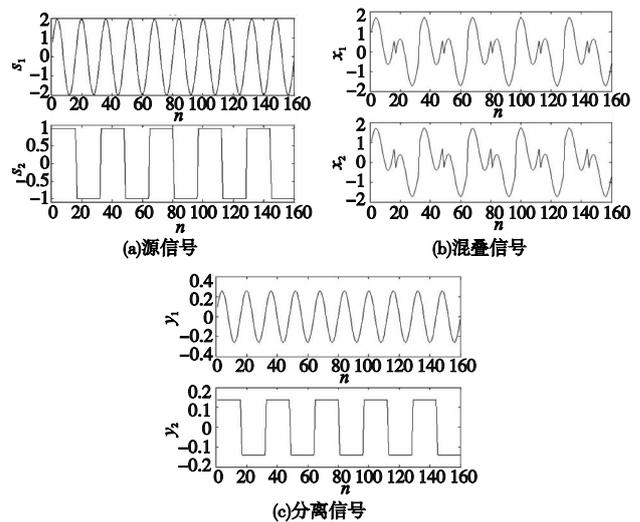


图2 $K=2$ 时的仿真结果

从图 2 中可以看出, 当源信号通过混合矩阵 A 时, 将生成高度的混合观测信号。对观测信号实施盲分离以后, 将得到一个与源信号波形相似的分离信号。由于对角矩阵 D 的存在, 它们的幅度有所不同。但在实际应用中, 信号的波形往往是最为重要的, 故在 $K=2$ 情况下, 本算法是有效的。

3.2 两个以上源信号的情形

源信号分别为 $s_1(n) = 2\sin(\omega_0 n)$, $s_2(n) = 2\cos(0.5\omega_0 n)$, $s_3(n) = \text{sign}(\sin(2\omega_0 n))$, 混合矩阵为

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0.9 & 0.7 \\ 0.7 & 1 & 0.8 \\ 0.5 & 0.6 & 1 \end{pmatrix}$$

从图 3 可以看出, 仿真不仅能得到与图 2 相同的结果, 而且还能发现由于算法中存在置换矩阵 P , 分离信号是以不同的序列作为源信号。至此, 本算法对多个源信号也能得到相同的结果。由于篇幅原因这里不作赘述。

3.3 算法的性能

本节从两个方面来评价算法的性能, 即信号干扰比 (SIR, 单位 dB) 和全局矩阵 G 。

3.3.1 SIR 的计算

分离信号的 SIR 归一化后可通过以下函数计算:

$$\text{SIR} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K 10 \lg \frac{E[s_i^2]}{E[(s_i - \hat{s}_i)^2]} \quad (23)$$

其中 K 是源信号的数目。下面考虑一些常见类型的合成信号

作为源信号。这些信号都是由一个确定信号 $\mu_i(n)$ 乘以一个随机信号 $g_i(n)$ 形成的,其中,随机信号 $g_i(n)$ 是相互独立的零均值和单位方差的独立同分布的高斯信号。下面分三种情况作讨论:

- a) 当 $K=2$ 时 (K 是源信号的数目), $\mu_1(n) = 2\sin(\omega_0 n)$, $\mu_2(n) = \text{sign}(\sin(0.5\omega_0 n))$, $\omega_0 = \pi/8$ 。
- b) 当 $K=3$ 时, $\mu_1(n) = 2\sin(\omega_0 n)$, $\mu_2(n) = 2\cos(0.5\omega_0 n)$, $\mu_3(n) = \text{sign}(\sin(2\omega_0 n))$, $\omega_0 = \pi/8$ 。
- c) 当 $K=4$ 时, $\mu_1(n) = 2\sin(\omega_0 n)$, $\mu_2(n) = 2\cos(0.5\omega_0 n)$, $\mu_3(n) = \text{sign}(\sin(2\omega_0 n))$, $\mu_4(n) = \text{sawtooth}(\omega_0 n)$, $\omega_0 = \pi/8$ 。

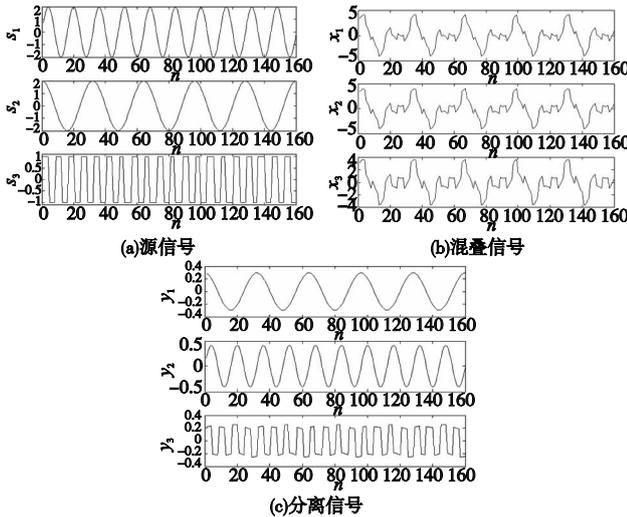


图3 K=3时的仿真结果

重复实验 100 次相当于 100 个不同值的随机变量信号。对于每次实验,输出信号的信号干扰比可通过式 (23) 算出。然后计算 100 次实验在上述三种情况下 SIR 的均值和标准差,结果如表 1 所示。

表 1 盲分离算法的 SIR

| 比较项 | $K=2$ | $K=3$ | $K=4$ |
|-----|-------|-------|-------|
| 均值 | 33.8 | 18.4 | 5.1 |
| 标准差 | 7.8 | 4.3 | 1.3 |

从表 1 可以看出,在 $K=2$ 和 $K=3$ 时,本算法具有良好的性能,但应该指出,SIR 的均值、标准差随着 K 的增大而减小。因此,当源信号的数量增多时,性能下降。

3.3.2 对 G 的分析

为了从全局矩阵 G 的角度评价本算法的性能,可以计算性能指标函数 PI

$$PI = \frac{1}{2K(K-1)} \times \left[\sum_{i=1}^K \left(\sum_{j=1}^K \frac{|g_{ij}|}{\max_k |g_{ik}|} - 1 \right) + \sum_{j=1}^K \left(\sum_{i=1}^K \frac{|g_{ij}|}{\max_k |g_{kj}|} - 1 \right) \right] \quad (24)$$

其中: g_{ij} 是矩阵 G 中的元素; $\max_k |g_{ik}|$ 是矩阵 G 第 i 行元素的最大值; $\max_k |g_{kj}|$ 是矩阵 G 第 j 列元素的最大值^[12]。当实现完全分离时,性能指标 PI 应该等于零。实际中,性能指标在 10^{-2} 左右就会有好的性能。

在这里,考虑上文中提到的两种情况,即计算当源信号的数目分别是 2 和 3 时的性能指标,结果如图 4 所示,图中全局

矩阵 G 用 Hinton 图来表示。在 Hinton 图中,每个方块的面积表示矩阵元素绝对值的大小,每个方块的颜色表示元素的符号(蓝色代表正值,红色代表负值)(见电子版)。对于成功完成的分离过程,每行、每列只能有一个主导方块。从图 4 中可以观测到本算法是有效的。

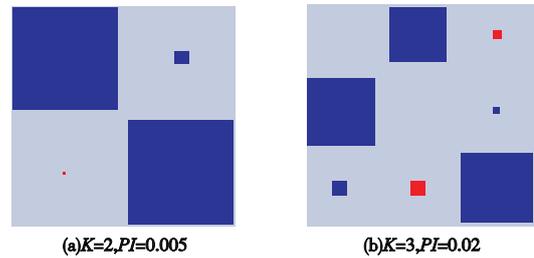


图4 全局矩阵的Hinton图

4 结束语

本文利用时域范围内的循环平稳信号在频域上的特性,提出一种新的基于特征值分解的盲源分离算法。由于在实际中处理的信号通常是离散信号,故本文主要考虑的是离散信号,但本算法同样可以用来处理连续的时间信号。此外,本算法不需要源信号的方差在多个子区间内保持不变,而这个条件在很多其他文献中提出的基于方差循环平稳的分离方法中是必不可少的。仿真结果证明,当算法应用于小维数源信号混合模型时具有良好性能。

参考文献:

- [1] SOULOUMIAC A. Blind source detection and separation using second order non-stationarity [C]//Proc of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1995:1912-1915.
- [2] CHOI S, CICHOCKI A, BELOUCHRANI A. Second order nonstationary source separation [J]. The Journal of VLSI Signal Processing, 2002, 32(1-2): 93-104.
- [3] CHOI S, CICHOCKI A, AMARI S. Equivariant nonstationary source separation [J]. Neural Networks, 2002, 15(1): 121-130.
- [4] HYVARINEN A. Blind source separation by nonstationarity of variance: a cumulant-based approach [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2001, 12(6): 1471-1474.
- [5] 陆风波, 黄知涛, 彭狄, 等. 基于时频分布的欠定混叠盲分离 [J]. 电子学报, 2011, 39(9): 2067-2072.
- [6] De LATHAUWER L, CASTAING J. Blind identification of underdetermined mixtures by simultaneous matrix diagonalization [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56(3): 1096-1105.
- [7] 张廷良, 楼顺天, 张伟涛. 非正交联合对角化盲分离算法的可辨识性研究 [J]. 电子与信息学报, 2010, 32(5): 1066-1070.
- [8] 赵知劲, 卢宏, 尚俊娜. 基于约束 NMF 的欠定盲信号分离算法 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28(5): 1843-1845.
- [9] 郭洁, 沈连丰, 宋铁成, 等. 基于盲源分离的无线视频通信研究与仿真 [J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2007, 37(1): 13-17.
- [10] 徐舜, 刘郁林, 朱行涛. 采用二阶特征窗的语音盲分离方法 [J]. 电子科技大学学报, 2008, 37(3): 374-377.
- [11] 李兵, 刘颖, 葛正坤, 等. 基于复杂性追踪的非独立图像盲分离 [J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(30): 168-170.
- [12] 徐洪涛, 王跃钢, 陈霞. 非平稳信号的递推最小二乘盲分离 [J]. 控制理论与应用, 2011, 28(5): 735-740.