

一种适用于微弱信号盲提取的白化方法

张和发^{1,2}, 李立萍¹, 杨小牛², 李万春¹

(1. 电子科技大学电子工程学院, 四川成都 611731; 2. 通信系统信息控制技术国家级重点实验室, 浙江嘉兴 314033)

摘要: 独立分量分析(ICA)算法是解决盲信号分离(BSS)问题的最有效方法之一. ICA中, 对观测信号预白化处理的作用至关重要. 通常采用主分量分析(PCA)来进行预白化处理. 实际中, 在利用广播、电视等作为照射源的被动雷达系统中, 观测信号通常被强噪声和干扰严重污染, 这很大程度上降低了 BSS 方法的性能. 然而, 传统的 BSS 方法中没有考虑这一问题. 本文, 我们关注这一问题并提出一种新的含噪 BSS 的白化框架, 其主要思想是在白化之前从观测信号的协防矩阵中减去噪声方差. 仿真结果验证了所提出方法能够明显提高 BSS 的性能.

关键词: 独立分量分析; 盲信号分离; 预白化; 被动雷达; 微弱信号提取

中图分类号: TN911.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 06-1297-05

An Efficient Whitening Method for Weak Signal Extraction

ZHANG He-fa^{1,2}, LI Li-ping¹, YANG Xiao-niu², LI Wan-chun¹

(1. School of Electronic Engineering, University of Electronics Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 610054, China;

2. National Key Laboratory of Information Control Technology for Communication System, Jiaxing, Zhejiang 314033, China)

Abstract: Independent component analysis (ICA) is one of the most important methods for blind source separation (BSS), in which the pre-whitening procedure of the observed signals plays an important role. Usually, principle component analysis (PCA) is employed for this preprocessing task. In practice, the observed signals of a passive radar system are usually corrupted by strong noise and outliers, which greatly reduces the performance of BSS methods. However, this problem is rarely taken into account in the whitening step of traditional BSS methods. We focus on this problem and propose a new whitening framework for noisy BSS. The idea is that the noise variance is removed from the covariance matrix of the observed signals before whitening. The experiments show that the BSS performance is greatly improved using the proposed whitening framework.

Key words: independent component analysis (ICA); blind source separation (BSS); pre-whitening; passive radar system; weak signal extraction

1 引言

传统的主动雷达依靠自身发射电磁波照射空中目标, 实现对目标的探测、定位和跟踪. 被动雷达本身并不发射电磁波, 而是利用外辐射源照射目标, 只通过接收目标反射电磁波来实现对目标的探测、定位和跟踪. 被动雷达需要在强直达波、空域干扰、噪声等背景下完成微弱目标回波信号检测与参数估计. 因此, 实现强信号背景下微弱目标回波信号的分离是实现目标探测、定位和跟踪的先决条件.

独立分量分析(ICA)问题最早是由 Herault 和 Jutten 于上世纪八十年代提出的^[1], 其基本思想是在未知源信号只知观测信号条件下, 从观测信号中将需要的源信号分离出来, 并且最大程度的还原源信号. 经过二十多

年的发展, 目前, 较为成熟的 ICA 算法有自然梯度算法^[2]、EASI 算法^[3]以及快速 ICA 算法^[4](也称固定点算法)等. 国内, 对于卷积型混合^[5]和后非线性混合^[6]也有深入研究. ICA 算法要求源信号之间相互统计独立, 并且至多一个具有高斯分布. 在 ICA 中, 当观测信号个数小于源信号个数时, 称为欠定; 当观测信号个数与源信号个数相同时, 称为适定; 当观测信号个数大于源信号个数时, 称为过定. 谢胜利等人^[7,8]研究了欠定情形下的盲信号提取方法. 在被动雷达中, 由于噪声的影响, 为更有效地获取回波信息, 常利用天线阵接收信号(阵元数大于被分离的信源数), 使其满足过定 ICA 模型.

白化是使得待分离的信号具有不相关性, 并且使协方差矩阵为单位矩阵的过程. 白化能使 ICA 问题大大简化, 其本质是去相关及压缩, 所以可以使用主分量分析

(PCA)^[9]技术.在过定情况下,传统的 PCA 白化是在确定源信号个数后,直接把观测信号投影到信号子空间中去,没有考虑噪声对源信号的影响.然而在强干扰和噪声背景下,由于噪声的影响很大,导致不能有效分离出微弱的回波信号.

为解决强信号背景下微弱目标回波信号的提取问题,本文提出一种适用于微弱信号盲提取的白化方法,首先对观测信号的协方差矩阵作特征值分解,在确定源信号个数后,得到信号子空间的特征值、特征向量和噪声方差;用信号子空间的特征值减去噪声方差后,与信号子空间的特征向量矩阵相乘,得到新的白化矩阵;再将观测信号通过这一白化矩阵投影到信号子空间.白化后信号的协方差矩阵不再是单位矩阵,而是一个考虑了噪声对源信号影响的对角矩阵,有助于提高 ICA 的分离精度,能够实现提取所感兴趣的微弱目标回波信号之目的.

2 一种适用于微弱信号盲提取的白化方法

如图 1 所示,被动雷达系统对目标进行跟踪时,由广播、电视等外辐射源发射电磁波信号,经目标反射后,由被动雷达天线接收.假设外辐射源照射目标后的反射电磁波信号为 $s_1(t), \dots, s_K(t)$,目标所在空域中存在干扰源 $s_{K+1}(t), \dots, s_M(t)$,被动雷达天线最终接收到由目标回波与干扰信号叠加后的混合信号.由于直达波可以通过对消或陷波的方法加以滤除,因而本文不考虑直达波的影响.

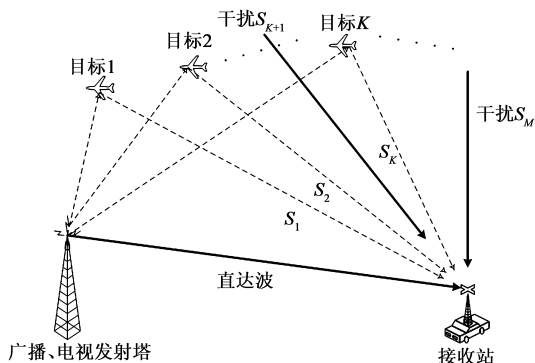


图1 被动雷达原理示意图

考虑到被动雷达设备自身噪声及其他环境噪声的影响,阵列天线在 t 时刻接收到的混合信号具体形式如式(1)所示

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

式(1)就是含噪声的 ICA 信号处理模型.其中, $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_L(t)]^T$ 为 L 维观测信号向量; $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t), s_{K+1}(t), \dots, s_M(t)]^T$ 为 M 维源信号向量, $L > M$; $L \times M$ 列满秩矩阵 \mathbf{A} 为混合矩阵; $\mathbf{n}(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_L(t)]^T$ 为加性高斯白噪

声向量.列满秩矩阵 \mathbf{A} 对应于雷达接收天线的阵列流型,它与阵列的摆放方式及信号的入射角度有关.

根据式(1)的 ICA 信号处理模型,需要在只有观测信号,且混合矩阵未知的情况下,分离出 s_1, \dots, s_M .为此,需要一个解混合矩阵 \mathbf{W}^H ,使得

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}^H \mathbf{x}(t) = \mathbf{W}^H (\mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t)) = \hat{\mathbf{s}}(t) + \mathbf{W}^H \mathbf{n}(t) \quad (2)$$

其中 $\hat{\mathbf{s}}(t) = [\hat{s}_1(t), \dots, \hat{s}_M(t)]^T$ 是 $\mathbf{s}(t)$ 的估计,允许存在幅度和顺序上的模糊,即存在置换矩阵 \mathbf{P} 和可逆对角矩阵 $\mathbf{\Lambda}$,使得 $\hat{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{s}(t)$.

估计源信号数目是本文算法的关键步骤,直接决定着盲提取的成败,采用高效的源信号数目估计算法意义重大.经典的 AIC^[10]算法和 MDL^[11]算法尽管很出名而且理论上很完美,但算法性能很差,通常都会“过估”源信号数目.最近,何昭水等人^[12,13]提出了如下一种新的源信号数目估计方法:

$$M = \arg \min_{n=1, \dots, L-2} \text{GAP}(n) \quad (3)$$

其中,

$$\text{GAP}(n) = \begin{cases} \frac{\text{var}[\{\nabla \lambda_i\}_{i=n+1}^{L-1}]}{\text{var}[\{\nabla \lambda_i\}_{i=n}^{L-1}]}, & \text{var}[\{\nabla \lambda_i\}_{i=n}^{L-1}] \neq 0 \\ +\infty, & \text{var}[\{\nabla \lambda_i\}_{i=n}^{L-1}] = 0 \end{cases} \quad n = 1, 2, \dots, L-2 \quad (4)$$

$$\text{var}[\{\nabla \lambda_i\}_{i=n}^{L-1}] = \frac{1}{L-n} \sum_{i=n}^{L-1} \left(\nabla \lambda_i - \frac{1}{L-n} \sum_{i=n}^{L-1} \nabla \lambda_i \right)^2 \quad (5)$$

$$\nabla \lambda_i = \lambda_i - \lambda_{i+1}, i = 1, \dots, L-1 \quad (6)$$

$\lambda_1, \dots, \lambda_L$ 是观测信号协方差矩阵的特征值.该算法实现简单,而且精度远远超过 AIC 和 MDL.因而,本文采用这一新的方法来估计出信源个数 M .

为了提高计算过程中的收敛性能以及减小计算量,要对被动雷达观测信号作预处理.预处理包括中心化和白化.中心化就是对观测向量 $x_k(t)$ 零均值化;本文提出一种适用于微弱信号盲提取的白化方法,考虑了噪声对源信号的影响,可对对经过中心化处理后的观测向量 $x_k(t)$ 进行如下的线性变换来实现:

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{Q}\mathbf{x}(t) \quad (7)$$

其中, $\mathbf{z}(t) = [z_1(t), z_2(t), \dots, z_M(t)]^T$ 表示 M 维伪白化矢量; \mathbf{Q} 为使白化矢量 $\mathbf{z}(t)$ 各分量彼此之间互不相关的 $M \times L$ 白化矩阵.由此, $\mathbf{z}(t)$ 的协方差矩阵成为对角矩阵.这种变化可以通过 PCA 来实现.当 $L > M$ 时,白化矩阵 \mathbf{Q} 将同时把观测矢量的维数从 L 降到 M .获得 \mathbf{Q} 的具体步骤如下:

首先,对观测信号 \mathbf{x} 的协方差矩阵做特征值分解 (EVD),

$$E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^H\} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{U}^H \quad (8)$$

其中, $\mathbf{\Sigma} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M, \lambda_{M+1}, \dots, \lambda_L)$ 为特征值所组成的对角矩阵, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_M > \lambda_{M+1} = \dots = \lambda_L = \sigma_0^2 > 0$, $\lambda_{M+1} = \dots = \lambda_L = \sigma_0^2$ 为噪声方差, $\mathbf{U}^H = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_M \\ \mathbf{U}_{L-M} \end{bmatrix}^H$ 为各特征值所对应的特征向量所组成的矩阵, \mathbf{U}_M 对应于信号子空间, \mathbf{U}_{L-M} 对应于噪声子空间.

在经典的 PCA 方法中, 传统的白化矩阵都取为 $\mathbf{\Sigma}_M^{-1/2} \mathbf{U}_M^H$, 其中, $\mathbf{\Sigma}_M = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$, 这样, 白化后的信号 $\mathbf{\Sigma}_M^{-1/2} \mathbf{U}_M^H \mathbf{x}$ 就具有单位协方差矩阵, 即 $E\{\mathbf{\Sigma}_M^{-1/2} \mathbf{U}_M^H \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t) \mathbf{U}_M \mathbf{\Sigma}_M^{-1/2}\} = \mathbf{I}_M$, 这也是 PCA 白化名词的由来.

这里, 我们利用如下的白化矩阵

$$\mathbf{Q} = \hat{\mathbf{\Sigma}}_M^{-1/2} \mathbf{U}_M^H \quad (9)$$

其中, $\hat{\mathbf{\Sigma}}_M = \mathbf{\Sigma}_M - \sigma_0^2 \mathbf{I}_M$, σ_0^2 为噪声方差, 来代替传统的白化矩阵. 信号子空间的特征值减去了噪声平台 $\sigma_0^2 \mathbf{I}_M$, 考虑了噪声对微弱目标回波信号的影响, 从而有助于提取微弱目标回波信号. 白化后信号 $\mathbf{z}(t) = \mathbf{Q} \mathbf{x}(t)$ 的协方差矩阵为:

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{z}(t) \mathbf{z}^H(t)\} &= E\{\mathbf{Q} \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t) \mathbf{Q}^H\} \\ &= \mathbf{Q} E\{\mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t)\} \mathbf{Q}^H \\ &= \hat{\mathbf{\Sigma}}_M^{-1/2} \mathbf{U}_M^H \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{U}^H \mathbf{U}_M \hat{\mathbf{\Sigma}}_M^{-1/2} \\ &= \mathbf{\Sigma}_M \hat{\mathbf{\Sigma}}_M^{-1} \\ &= (\hat{\mathbf{\Sigma}}_M + \sigma_0^2 \mathbf{I}_M) \hat{\mathbf{\Sigma}}_M^{-1} \\ &= \mathbf{I}_M + \sigma_0^2 (\mathbf{\Sigma}_M - \sigma_0^2 \mathbf{I}_M)^{-1} \end{aligned} \quad (10)$$

在式(10)中, 最后一个等号右端的第二项 $\sigma_0^2 (\mathbf{\Sigma}_M - \sigma_0^2 \mathbf{I}_M)^{-1}$ 考虑了噪声对微弱目标回波信号的影响, 有助于提高 ICA 的分离精度.

当 $\sigma_0^2 = 0$, 即不含噪声时, 白化矩阵就转化为一般的白化矩阵, 从而所提出的白化技术同样适合不含噪声的情况.

本文采用的非圆复信号快速 ICA 算法^[14], 是经典的复信号快速 ICA 算法^[15]的一种扩展. 其代价函数为

$$J(\mathbf{w}) = E\{G(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\} \quad (11)$$

其中, $G: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ 是光滑的偶函数, $\mathbf{w} \in \mathbb{C}^M$ 是矩阵 \mathbf{W} 的一列, 且 $\|\mathbf{w}\| = 1$. 上述最优化问题可以表示为

$$\mathbf{w}_{\text{opt}} = \arg \max_{\|\mathbf{w}\|^2=1} E\{G(|\mathbf{w}^H \mathbf{z}|^2)\} \quad (12)$$

文献[15]提供了 G 的几种选择: $G_1(y) = \sqrt{a_1 + y}$, $G_2(y) = \log(a_1 + y)$ 及 $G_3(y) = (1/2)y^2$, 其中 a_1 为任意选择的常数. 与文献[15]一样, 本文选 $a_1 = 0.1$.

利用基于拉格朗日函数

$$L(\mathbf{w}) = J(\mathbf{w}) + \lambda (\mathbf{w}^H \mathbf{w} - 1) \quad (13)$$

的拟牛顿迭代方法, 可以得到 \mathbf{w} 的更新公式为

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{n+1} &= -E\{g(|y|^2) y^* \mathbf{z}\} + E\{g'(|y|^2) |y|^2 \\ &\quad + g(|y|^2)\} \mathbf{w}_n + E\{\mathbf{z} \mathbf{z}^T g'(|y|^2) y^* \mathbf{z}\} \mathbf{w}_n^* \end{aligned} \quad (14)$$

其中 $y = \mathbf{w}^H \mathbf{z}$, g 是 G 的导数, g' 是 g 的导数. 通过如文献[14, 15]中的 $\mathbf{W} = (\mathbf{W} \mathbf{W}^H)^{-1/2} \mathbf{W}$ 来正交化解混合矩阵, 以同时估计出源信号.

下面给出算法的具体实现步骤:

- (1) 用文献[12, 13]中的方法(式(3)~(6))估计出观测信号 $\mathbf{x}(t)$ 中所含有的独立信源的个数 M ;
 - (2) 对观测信号 $\mathbf{x}(t)$ 做中心化处理;
 - (3) 对中心化处理后的观测信号的协方差矩阵做如式(8)所示的特征值分解;
 - (4) 用式(9)的矩阵 \mathbf{Q} 对中心化处理后的观测信号作伪白化变换, 得到伪白化后的信号 $\mathbf{z}(t)$, 其中 $\sigma_0^2 = (\lambda_{M+1} + \dots + \lambda_L)/(L - M)$;
 - (5) 初始化 $\mathbf{W}_{\text{old}} = \mathbf{I}_M$;
 - (6) 对 \mathbf{W}_{old} 中的第 1, \dots , M 列 $\mathbf{w}^1, \dots, \mathbf{w}^M$, 分别运用式(14)进行更新, 得到 \mathbf{W}_{new} ;
 - (7) 按 $\mathbf{W}_{\text{new}} = (\mathbf{W}_{\text{new}} \mathbf{W}_{\text{new}}^H)^{-1/2} \mathbf{W}_{\text{new}}$ 正交化解混合矩阵;
 - (8) 若 $\|\mathbf{W}_{\text{old}}^H \mathbf{W}_{\text{new}} - \mathbf{I}_M\|_F < \epsilon$, 则终止运算, 并赋值 $\mathbf{W} = \mathbf{W}_{\text{new}}$; 否则赋值 $\mathbf{W}_{\text{old}} = \mathbf{W}_{\text{new}}$, 并返回步骤(6).
- 其中, ϵ 是预先设置的检测门限值, $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的欧几里得范数.

3 仿真实验

在仿真实验中, 混合前的独立随机信号为立体声调频广播信号, 用于调制的音频信号通带为 30Hz ~ 15kHz, 最大频偏 ± 75 kHz, 预加重时间常数为 50 μ s, 仿真信号的采样频率为 882kHz, 调制后信号通带为 200kHz. 第一个调频广播仿真信号中用于调制的音频信号为一段交响乐, 调制后信号的中心频率为 200kHz; 第二个调频广播信号用于调制的音频信号为一段女高音独唱, 调制后信号的中心频率为 200.3kHz. 两个调频广播信号的功率均保持为 100. 以第一个调频广播发射站作为被动雷达信号发射站, 第二个调频广播发射站作为强干扰信号发射站. 第一个调频广播发射站发出的广播信号经过不同方向上的两个飞行目标反射后形成两个微弱目标回波, 由被动雷达接收, 两个微弱目标回波信号的功率保持为 1.

这时, 雷达接收站接收到两个微弱目标回波信号、强干扰信号. 假设被动雷达接收天线阵元数为 8, 且为均匀线阵, 即

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1) \mathbf{a}(\theta_2) \mathbf{a}(\theta_3)] \quad (15)$$

$\mathbf{a}(\theta_i) = [1 \exp(-j \frac{2\pi d \sin \theta_i}{\lambda}) \dots \exp(-j \frac{7 \times 2\pi d \sin \theta_i}{\lambda})]^T$, 其中, d 为相邻两阵元之间的距离, λ 为电磁波的波长, 取 $d/\lambda = 1/2$, 即阵元间距为半个波长, $\theta_i \in (0, 90^\circ)$ 为源信号 $s_i(t)$ 的入射角度, 且 $\theta_1 \neq \theta_2 \neq \theta_3$. 信噪比(SNR)定义如下:

$$\text{SNR} = 10 \log \frac{E[s_1^2]}{E[n^2]} \text{ (dB)} \quad (16)$$

其中 $E[s_1^2]$ 表示目标回波 s_1 的功率, $E[n^2]$ 表示噪声的功率. 信号参数列表如下:

表 1 仿真信号参数

信号	回波 s_1	回波 s_2	干扰 s_3
功率	1	1	100
入射角度	θ_1	θ_2	θ_3

实验中,取 10000 个采样点,经过 500 次蒙特卡洛实验后取均值. 每次试验中,源信号的入射角度 θ_i 和加性高斯白噪声随机选取,按前面提到的算法的具体实现步骤进行处理,首先估计出源信号的个数,然后通过我们所提出的白化方法对观测信号进行白化,再进行快速 ICA 分离,ICA 分离的检测门限值 ϵ 取为 10^{-5} . 我们使用归一化 Amari 指标, $I_A \in [0, 1]$ 作为分离性能好坏的度量标准,其定义如文献[2]中所示

$$I_A = \frac{1}{2M(M-1)} \left[\sum_{i=1}^M \left(\sum_{j=1}^M \frac{|p_{ij}|}{\max_k |p_{ik}|} - 1 \right) + \sum_{j=1}^M \left(\sum_{i=1}^M \frac{|p_{ij}|}{\max_k |p_{kj}|} - 1 \right) \right] \quad (17)$$

其中 $\mathbf{P} = \mathbf{W}^H \mathbf{Q} \mathbf{A}$. I_A 值越小分离效果越好, $10 \log I_A > -10 \text{ dB}$ 表示分离不够充分.

图 2 所示的是在强干扰信号功率是微弱目标回波信号 100 倍,且在不同信噪比 (SNR = -10 ~ 6 dB) 时,所提出方法与以前方法之间分离性能的比较.

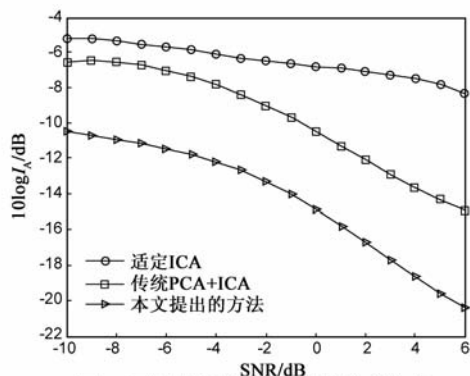


图 2 不同信噪比(SNR)下的分离性能

从图 2 可以看出,存在强干扰和低信噪比时,适定的 ICA 分离方法无论信噪比高低都不能分离出微弱目标回波信号;传统的 PCA 与 ICA 联合使用方法在信噪比低于 -1 dB 时就不能充分分离出微弱目标回波信号;本文提出的方法在信噪比低至 -10 dB 时,仍能够有效地分离出微弱目标回波信号.

图 2 还说明了,适定的 ICA 分离方法、传统的 PCA 与 ICA 联合使用方法和本文提出的方法随着信噪比的增大,它们的分离性能都有所提升;在相同的信噪比

下,传统的 PCA 与 ICA 联合使用方法比适定 ICA 分离方法的分离性能要好,且随着信噪比的增大,分离性能的改善程度随之增大;本文提出的方法在相同的信噪比下比前两种方法具有更好的分离效果;和传统的 PCA 与 ICA 联合使用方法相比,本文提出的方法在分离性能上有 5 dB 左右的改善,并且有很好的稳健性.

4 结束语

本文提出一种适用于微弱盲提取的信号白化方法,在确定源信号个数后将观测信号通过白化矩阵投影到信号子空间. 这使得白化后信号的协方差矩阵是一个考虑了噪声对源信号影响的对角矩阵,有助于提高 ICA 分离精度,实现在强干扰和低信噪比环境中提取所感兴趣的微弱目标回波信号之目的. 在高信噪比时,本文提出的方法也比传统方法具有明显优越的分离效果,同时有很好的稳健性. 仿真实验验证了所提方法的有效性.

参考文献

- [1] HYVÄ RINEN A, KARHUNEN J, OJA E. Independent Component Analysis[M]. New York: John Wiley & Sons, 2001.
- [2] AMARI S, CICHOCKI A, YANG H H. A new learning algorithm for blind signal separation[A]. Touretzky D, Mozer M, Hasselmo M. Advances in Neural Information Processing Systems 8[C]. Cambridge MA: MIT Press, 1996. 757 - 763.
- [3] CARDOSO J, LAHELD B. Equivariant adaptive source separation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(12): 3017 - 3030.
- [4] HYVÄRINEN A, OJA E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis[J]. Neural Computation, 1997, 9(7): 1483 - 1492.
- [5] 马丽艳, 李宏伟. 一种基于非线性 PCA 的卷积混合盲源分离算法[J]. 电子学报, 2008, 36(5): 1009 - 1012. MA Li-yan, LI Hong-wei. An algorithm based on nonlinear PCA for blind separation of convolutive mixtures [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(5): 1009 - 1012. (in Chinese)
- [6] 柳艳红, 魏学业, 吉松坡. 后非线性混合盲信号分离的一种新算法[J]. 电子学报, 2008, 36(7): 1401 - 1404. LIU Yan-hong, WEI Xue-ye, JI Song-po. A new algorithm for blind separation of post-nonlinear mixture [J]. Acta Electronica Sinica, 2008. 36(7): 1401 - 1404. (in Chinese)
- [7] YANG Zu-yuan, HE Zhao-shui, XIE Sheng-li, FU Yu-li. Adaptive blind source separation for underdetermined mixtures based on sparse component analysis[J]. Science in China Series F: Information Sciences, 2008, 51(4): 381 - 393.
- [8] 谢胜利, 孙功宪, 肖明, 傅予力, 吕俊. 欠定和非完全稀疏性的盲信号提取[J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1028 - 1031. XIE Sheng-li, SUN Gong-xian, XIAO Ming, FU Yu-li, LÜ

- Jun. Underdetermined and incompletely sparse blind signal extraction[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(5): 1028 – 1031. (in Chinese)
- [9] JOLLIFE I T. *Principal Component Analysis*[M]. New York: Springer, 1986.
- [10] AKAIKE H. A new look at the statistical model identification [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1974, 19(6): 716 – 723.
- [11] SCHWARTZ G. Estimating the dimension of a model[J]. *The Annals of Statistics*, 1978, 6(2): 461 – 464.
- [12] HE Z S, CICHOCKI A, XIE S L. Efficient method for Tucker3 model selection[J]. *Electronics Letters*, 2009, 45(15): 805 – 806.
- [13] HE Z S, CICHOCKI A, XIE S L, CHOI K. Detecting the number of clusters in n-way probabilistic clustering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(11): 2006 – 2021.
- [14] NOVEY M, ADALI T. On extending the complex FastICA algorithm to noncircular sources[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(5): 2148 – 2154.
- [15] BINGHAM E, HYVÄ RINEN A. A fast fixed-point algorithm

for independent component analysis of complex valued signals [J]. *International Journal of Neural Systems*, 2000, 10(1): 1 – 8.

作者简介



张和发 男, 1983年10月出生于安徽省合肥市. 2008年获四川大学基础数学硕士学位. 现为电子科技大学电子工程学院在读博士生, 通信系统信息控制技术国家级重点实验室客座研究员. 主要研究方向为盲信号处理, 无源定位, 雷达信号处理.

Email: hefa_zhang@yahoo.com.cn



李立萍 女, 1963年6月出生于重庆市. 2000年获电子科技大学电路与系统博士学位. 现为电子科技大学电子工程学院教授、博士生导师. 主要从事阵列信号处理, 高速信号处理和微弱信号检测与参数估计等方面的研究工作.

E-mail: liliping@uestc.edu.cn