

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2014.06.018

引用格式:穆昌,姚俊良.一种改进的基于多用户检测的独立分量分析算法[J].电讯技术,2014,54(6):791-795.[MU Chang,YAO Jun-liang.An Improved Independent Component Analysis Algorithm Based on Multiuser Detection[J].Telecommunication Engineering,2014,54(6):791-795.]

一种改进的基于多用户检测的独立分量分析算法*

穆昌¹,姚俊良^{2,**}

(1.陕西工业职业技术学院,陕西 咸阳 712000;2.西安理工大学,西安 710048)

摘要:为了降低 FastICA 算法的计算复杂度,提出了一种基于多用户检测串行干扰抵消的新型独立分量分析算法 MUD_FastICA。该算法结合了盲信号分离和多用户检测串行干扰抵消两种信号处理技术,利用减法和低维特征值分解来保证每次分离出不同独立分量和达到降低算法复杂度的目的。通过分析和仿真可以看出,所提算法在不影响分离性能的前提下,显著降低了算法的迭代次数和每次迭代的计算复杂度。在信噪比 0 dB 和 4 个源信号混合情况下,分离第二个信号的迭代次数和所需计算单元分别下降了 14% 和 37%,分离第三个信号的迭代次数和所需计算单元分别下降了 22% 和 58%,因此更加适合对实时性要求高的通信系统。

关键词:多用户检测;独立分量分析;FastICA 算法;串行干扰抵消;算法复杂度

中图分类号:TN911.72 文献标志码:A 文章编号:1001-893X(2014)06-0791-05

An Improved Independent Component Analysis Algorithm
Based on Multiuser Detection

MU Chang¹,YAO Jun-liang²

(1. Shaanxi Polytechnic Institute,Xianyang 712000, China;2. Xi'an University of Technology,Xi'an 710048,China)

Abstract:A new independent component analysis (ICA) method named MUD_FastICA is proposed to reduce the computation complexity of FastICA algorithm. In the proposed method, multiuser detection (MUD) successive interference cancellation(MUD-SIC) is combined with one-unit FastICA to separate different independent components and reduce computation complexity. Analysis and simulation results show that, the MUD_FastICA can reduce the number of iteration and computation complexity obviously. Meanwhile,the separation performance is approximately the same with that of traditional FastICA. In the case of 0 dB SNR and four source signals, number of iterations and computing units to separate the second (third) signal are decreased by 14% (22%) and 37% (58%) respectively. Hence, it is more suitable for real-time communication system.

Key words:multiuser detection;ICA; FastICA algorithm;successive interference cancellation;computation complexity

1 引言

作为盲源分离技术最重要的分支,独立分量分析(Independent Component Analysis,ICA)已经越来越受到学术界的广泛关注^[1-4]。目前 ICA 技术已成功应用于雷达信号、脑电信号、音频信号等信号处理领域,但对通信信号的处理才刚刚起步,这主要受限

* 收稿日期:2013-12-27;修回日期:2014-03-18 Received date:2013-12-27;Revised date:2014-03-18
基金项目:国家自然科学基金资助项目(51275405)
Foundation Item:The National Natural Science Foundation of China(No. 51275405)

** 通讯作者:yaojunliang1@163.com Corresponding author:yaojunliang1@163.com

于通信信号对信号处理速度和处理能力的高要求。随着 ICA 和信号处理技术的不断发展,ICA 已经开始应用于通信接收机^[5-6]和无线网络协议设计^[7]。

A. Hyvarinen 提出的快速固定点算法 FastICA^[8]是一种批处理算法,它以收敛速度快、算法稳定收敛而备受关注。在顺序提取各个独立分量(IC)的 One-unit FastICA 算法中,作者通过使每次分离向量相互正交来保证每次分离出不同分量,但它每次迭代都是对所有混合数据进行的,存在算法复杂度高的缺点。而并行提取独立分量的 FastICA 算法^[9]只是算法的不同执行形式,本质上并没有降低算法计算复杂度。文献[10]提出一种针对实信号的降低复杂度方法,无法适用于通信复信号。

针对通信系统对处理时间的高要求和现有 ICA 算法的一些缺点,在经典 One-unit FastICA 算法基础上,我们结合多用户检测(Multiuser Detection, MUD)的串行干扰抵消思想,提出了一种基于多用户检测的快速定点算法(MUD_FastICA)。与 FastICA 相比,该算法在更低维的数据空间中进行迭代,因此有更好的收敛速度和更低的算法复杂度。仿真结果证明了所提算法的有效性。

2 独立分量分析-ICA

2.1 信号模型和定义

我们先给出 ICA 的线性混合模型如下:

$$\mathbf{x}(t)=\mathbf{A}\mathbf{s}(t)+\mathbf{N}(t) \tag{1}$$

其中, t 是样本标号,

$$\mathbf{x}(t)=[x_1(t),x_2(t),\cdots,x_m(t)]^T$$

表示随机变量的 m 个观测,也称为混合信号;

$$\mathbf{s}(t)=[s_1(t),s_2(t),\cdots,s_n(t)]^T$$

表示 n 个非高斯的独立成分,也称为源信号; $\mathbf{A}$ 表示未知的混合矩阵;

$$\mathbf{N}(t)=[N_1(t),N_2(t),\cdots,N_n(t)]^T$$

表示接收天线加性高斯噪声。为了表述的方便,在本文的后面叙述中省略了时间变量 t 。

ICA 的目的就是在仅能观测到 $\mathbf{x}$ 的情况下同时估计出 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{s}$ 。这个目的看起来很有挑战性,我们能利用的所有信息只有 $\mathbf{s}$ 的统计独立性。由 $\mathbf{s}$ 的统计独立性可以将 ICA 表述为寻找一个线性变换:

$$\mathbf{y}=\mathbf{W}^H\mathbf{x} \tag{2}$$

式中, $\mathbf{y}(t)=[y_1(t),y_2(t),\cdots,y_n(t)]^T$ 为经过线性变换后的输出分量,也称为分离信号; $\mathbf{W}=[\mathbf{w}_1,\mathbf{w}_2,$

$\cdots,\mathbf{w}_n]$ 为 $m\times n$ 的矩阵,通常称为分离矩阵。因此 ICA 的目标就是寻找 $\mathbf{w}_i$,使得 $\mathbf{y}$ 的各个分量尽可能独立。

2.2 独立性衡量

在非高斯统计独立源信号的盲源分离中,通常采用非高斯性来衡量变量的独立性。如果暂时忽略噪声的影响,将公式(1)代入公式(2)可得

$$\mathbf{y}=\mathbf{W}^H\mathbf{x}=\mathbf{W}^H\mathbf{A}\mathbf{s}=\mathbf{G}^H\mathbf{s}= (\mathbf{g}_1,\mathbf{g}_2,\cdots,\mathbf{g}_n)^H(s_1,s_2,\cdots,s_n)^T \tag{3}$$

由中心极限定理可知: $y_i=\mathbf{g}_i^H\mathbf{s}$ 应该比任意一个 s_i 的高斯性更强,除非 y_i 刚好就是 s_i 中的一个,只有在该情况下 y_i 的非高斯性最强。因为非高斯性最强意味着 y_i 是源信号的一个独立分量,因此可以用非高斯性的强弱来衡量分离信号的独立程度。

3 MUD_FastICA 算法

ICA 算法一般包含两部分:代价函数和对代价函数进行的优化算法。因为通信信号大多为亚高斯信号,在本文中我们利用峭度作为代价函数来衡量分离信号的非高斯性。

构造一个基于峭度的代价函数:

$$J(w)=kurt(y) \tag{4}$$

其中

$$kurt(y)=E\{|y|^4\}-E^2\{yy^*\}-E\{yy\}E\{y^*y^*\}-E\{yy^*\}E\{y^*y\}。$$

3.1 FastICA

考虑到通信信号一般为复信号,系统模型中假设源信号 $\mathbf{s}$ 、混合矩阵 $\mathbf{A}$ 、噪声信号 $\mathbf{N}$ 都是复信号。对代价函数(公式(4))应用固定点优化算法,可以得到文献[7]的经典算法 FastICA,算法具体过程如下:

(1)对观测信号 $\mathbf{x}$ 进行白化处理

$$\mathbf{z}=\mathbf{Q}\mathbf{x}$$

其中, $\mathbf{Q}$ 为白化矩阵,且令 $i=1$;

(2)随机选取一个单位模值初始向量 $\mathbf{w}$;

(3) $\mathbf{w}^+=E\{\mathbf{z}(\mathbf{w}^H\mathbf{z})^*\} - 2E\{|\mathbf{w}^H\mathbf{z}|^2\}\mathbf{w}$;

(4)计算 $\mathbf{w}^+=\mathbf{w}^+ - \mathbf{B}\mathbf{B}^H\mathbf{w}^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{B}\mathbf{B}^H)\mathbf{w}^+$, $\mathbf{w}_{new} = \mathbf{w}^+ / \|\mathbf{w}^+\|$;

(5)如果 $|\mathbf{w}_{new}^H\mathbf{w} - 1|$ 大于预先设定的门限 α ,则算法还没有收敛,令 $\mathbf{w}=\mathbf{w}_{new}$,返回步骤 3 继续执行;否则输出 $\mathbf{w}_i=\mathbf{w}_{new}$;如果还需要继续分离下一个信号,令 $i=i+1$,返回步骤 2 继续执行。

$\mathbf{z}$ 表示混合信号 $\mathbf{x}$ 的白化信号。上述算法执行

一次,则可以输出一个 $\mathbf{w}$,即分离出一个源信号。因此要分离 n 个源信号,算法必须执行 n 次。步骤 4 中矩阵 $\mathbf{B}$ 是由已分离信号的分离向量 $\mathbf{w}$ 组成,第一个表达式的目的是使本次迭代得出的 $\mathbf{w}$ 与 $\mathbf{B}$ 中各分量正交,这可以保证算法每次分离出不同的源信号。

3.2 MUD_FastICA

FastICA 具有很好的收敛性和算法稳定性,和其他批处理算法相比有较好的分离性能,并且不需要选取迭代步长来保证收敛,但算法的每次执行都是对所有混合数据进行处理,使得每次迭代的计算复杂度都很高。为了更加适合通信系统的要求,有必要降低计算复杂度来缩短算法执行的时间。我们通过引入多用户检测串行干扰抵消的思想,提出了可以显著降低算法计算复杂度的 MUD_FastICA 算法,算法的基本结构如图 1 所示。

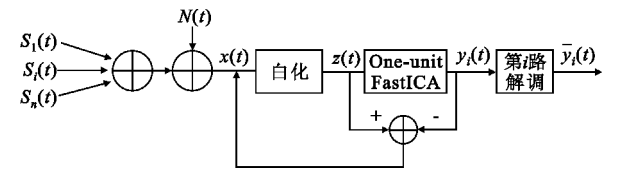


图 1 MUD_FastICA 算法的结构框图
Fig.1 Block diagram of MUD_FastICA algorithm

算法的基本思想是先利用 One-unit FastICA 算法分离出一路信号(比如 s_1),再将 s_1 从原混合信号中减去以形成新混合信号,对新混合信号重新白化后,重复上述过程,直到分离出所有信号。这个过程类似于多用户检测接收,因此命名为 MUD_FastICA。

如果第 i 个分离信号 $y_i=s_1$,原混合数据用 $\mathbf{z}_i$ 表示,新混合数据用 $\mathbf{z}'_i$ 表示,则

z'_i = z_i - w_i s_1 = z_i - w_i w_i^H z_i = (I_{n-i+1} - w_i w_i^H) z_i (5)

在公式(5)中令 $\mathbf{P}=\mathbf{I}_{n-i+1}-\mathbf{w}_i \mathbf{w}_i^H$,其中 n 为总的独立分离数目。通过推导可以得到 $\mathbf{P}^2=\mathbf{P} \mathbf{P}^H=\mathbf{P}$,所以 $\mathbf{P}$ 为幂等矩阵。又因为 $\mathbf{P} \mathbf{w}_i=0$,由矩阵论^[11]可知 $\mathbf{P}$ 为 $\mathbf{w}_i$ 的正交投影矩阵,因此公式(5)保证了新混合数据 $\mathbf{z}'_i$ 里不包含已分离信号 s_1 的信息。

幂等矩阵有一个很重要的性质:所有幂等矩阵的秩与迹相等^[9],由这个性质可得

rank(z'_i) = rank(P) = trace(P) = trace(I) - trace(w w^H) = rank(z_i) - 1 (6)

从公式(6)可以发现,新混合数据 $\mathbf{z}'_i$ 的维数比原混合数据 $\mathbf{z}_i$ 小 1。这样,通过公式(5)的减法运算降低了混合数据的维数。

在执行 One-unit FastICA 之前,需要对混合数据进行白化预处理,如果每次都对混合数据 $\mathbf{z}'_i$ 执行白化,则构造白化矩阵的算法复杂度为 $O(T)$,其中 T 为样本数目。我们对 $\mathbf{P} \mathbf{P}^H$ 进行特征值分解: $\mathbf{P} \mathbf{P}^H=\mathbf{E} \mathbf{D} \mathbf{E}^H$,令 $\mathbf{Q}=\mathbf{D}^{-1 / 2} \mathbf{E}^H$,则

z_{i+1} z_{i+1}^T = Q P z_i z_i^T P^T Q^T = I_{n-i} (7)

因此 $\mathbf{Q}$ 为新混合数据的白化矩阵。上述方法构造白化矩阵只需要进行低维特征值分解,其算法复杂度为 $O((n-i)^3)$, $n \ll T$ 。因此新的白化数据 $\mathbf{z}_{i+1}$ 可以表示为

z_{i+1} = Q P z_i (8)

综上所述,利用图 1 所示的结构,具有如下优点:一是保证每次分离出不同的独立分量;二是使混合信号的维数不断降低;三是仅利用前次的分离向量来构造白化矩阵。

MUD_FastICA 算法的具体过程如下:

- (1) 随机选取一个单位模值初始向量 $\mathbf{w}$;
- (2) $\mathbf{w}^+=E\left\{\mathbf{z}\left(\mathbf{w}^H \mathbf{z}\right) * \left|\mathbf{w}^H \mathbf{z}\right|^2\right\}-2 E\left\{\left|\mathbf{w}^H \mathbf{z}\right|^2\right\} \mathbf{w}$;
- (3) $\mathbf{w}_{\text {new }}=\mathbf{w}^+ / \|\mathbf{w}^+\|$;
- (4) 如果 $\left|\mathbf{w}_{\text {new }}^H \mathbf{w}-1\right|$ 大于预先设定的门限 α ,则算法还没有收敛,令 $\mathbf{w}=\mathbf{w}_{\text {new }}$,返回步骤 2 继续执行;否则算法收敛,输出 $\mathbf{w}_{\text {new }}$;如果还需要继续分离下一个独立分量,执行步骤 5,否则返回;
- (5) 令 $\mathbf{P}=\mathbf{I}-\mathbf{w}_{\text {new }} \mathbf{w}_{\text {new }}^H$,进行特征值分解 $\mathbf{P} \mathbf{P}^H=\mathbf{E} \mathbf{D} \mathbf{E}^H$;
- (6) 令 $\mathbf{Q}=\mathbf{D}^{-1 / 2} \mathbf{E}^H, \mathbf{z}=\mathbf{Q} \mathbf{P} \mathbf{z}$,返回步骤 1 继续执行。

3.3 算法计算复杂度分析

下面分析两种算法的计算复杂度,如果将一次乘法或一次加法的计算复杂度记为 1,两种算法的计算复杂度比较见表 1。

表 1 两种算法分离第 i+1 个独立分量的计算复杂度
Table 1 Computation complexity of two algorithms for separating (i+1)th independent component

算法	正交化过程	固定点算法
FastICA	$(4 i+1) n k$	$9 n T k$
MUD_FastICA	$3(n-i)^3-2(n-i)^2+(n-i)$	$9(n-i) T k$

在表 1 中,正交化过程表示为了保证第 $i+1$ 个分离信号的唯一性所需要的计算单位,第二项表示利用固定点算法分离第 $i+1$ 个分量所需的计算单位,其中 n 和 T 的含义如前所述,分别表示独立分量的个数和采样数目, k 表示算法收敛所需的迭代次数。

4 仿真和结果分析

下面通过两组仿真来验证所提的算法,同时选取 FastICA 算法作为对照:第一组对两种算法随着信噪比(Signal Noise Ratio, SNR)的变化,分离所有信号的平均干信比(Interference Signal Ratio, ISR)和平均迭代次数进行仿真;第二组给出两种算法平均迭代次数和计算复杂度。

两组仿真的源信号都是调制方式为 16QAM、32QAM、QPSK、8PSK 的 4 个通信信号。接收端采用六阵元的等距线阵,混合矩阵 $\mathbf{A}$ 取值服从独立复高斯分布,这在散射体丰富的无线环境下是满足的。利用奈奎斯特采样获得的样本数量 $T=2\ 000$,为了保证算法收敛的精度,预设门限 $\alpha=10^{-7}$,仿真结果是对 2 000 次仿真运行取平均所得,可以达到统计平均的目的。

第一组:随着输入信噪比的变化,两种算法的平均分离性能和平均迭代次数比较。

在仿真中,分离性能用分离信号的 ISR 来表示,ISR 定义为

$$ISR=\frac{1}{n}\sum_{j=1}^n\frac{\sum_{l=1}^n|G_{jl}|^2-|G_{maxj}|^2}{|G_{maxj}|^2}\tag{9}$$

式中, $\mathbf{G}$ 的含义同公式(3)。

图 2 给出分离信号平均 ISR 随信噪比的变化曲线,两种算法分离信号的 ISR 相差不大,但 FastICA 要略好于 MUD_FastICA,这是由 FastICA 的高复杂度换取的。图 3 给出平均迭代次数随信噪比的变化曲线,随着信噪比的增大,两种算法所需迭代次数都呈下降趋势。从仿真结果可以看出,当信噪比大于 10 dB 时,平均迭代次数趋于稳定,稳定后 MUD_FastICA 分离一路信号平均只需要 4.6 次迭代,而 FastICA 需要 5.1 次。

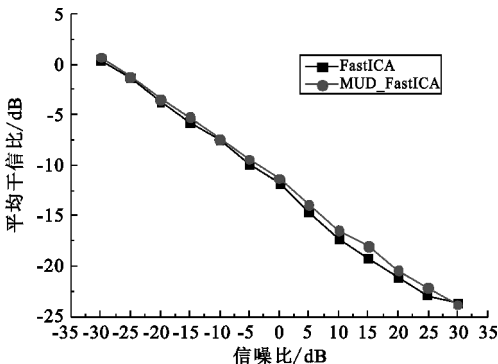


图 2 平均 ISR 随信噪比的变化
Fig. 2 Average ISR vs. SNR

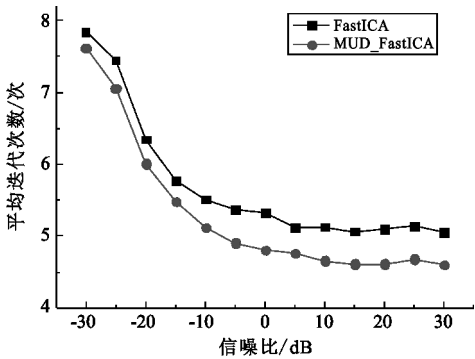


图 3 平均迭代次数随信噪比的变化
Fig. 3 Number of average iterations vs. SNR

第二组:分离信号计算复杂度比较,输入信噪比 SNR=0 dB。

图 4 给出平均迭代次数随分离信号次序的变化曲线,可以看出 MUD_FastICA 算法所需的迭代次数要少于 FastICA,特别是随着分离信号的增多,优势越来越明显,这是因为前者每分离一路信号,剩余混合信号的维数都会减 1,因此收敛速度会加快。FastICA 是在已分离向量的正交空间进行迭代,因此随着分离信号的增多,其迭代次数也呈下降趋势,但由于每次都要对高维的混合数据进行处理,因此所需迭代次数还是要多于 MUD_FastICA。

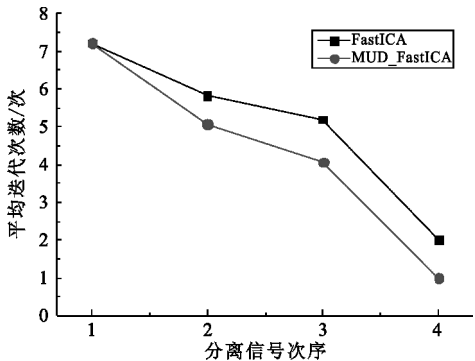


图 4 迭代次数随分离信号次序的变化
Fig. 4 Number of iterations vs. the separation order

图 5 给出两种算法的所需计算单位随分离信号次序的变化曲线。从图中可以看出, MUD_FastICA 所需的计算单位都要明显小于 FastICA,这是由于随着分离信号的增多, MUD_FastICA 所需迭代次数和每次迭代的计算复杂度都要小于 FastICA。图中最后一个分离信号看似 FastICA 下降比较快,其实它下降的比例远小于 MUD_FastICA。

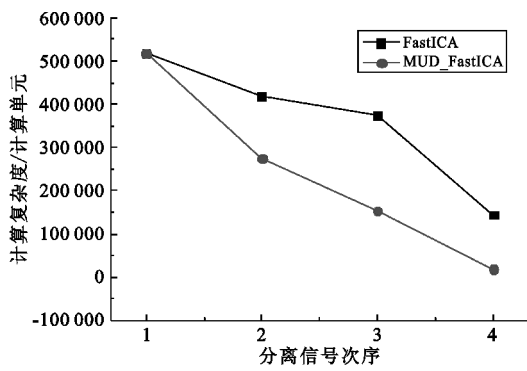


图 5 所需计算单元随分离信号次序的变化
Fig. 5 Computing units vs. the separation order

5 结束语

本文提出一种基于多用户检测串行干扰抵消的新型顺序提取 ICA 算法 MUD_FastICA。该算法利用简单的减法和低维特征值分解来达到每次分离不同独立分量和降低算法复杂度的目的,相对于传统 FastICA 算法,MUD_FastICA 在基本不影响分离性能的前提下,显著降低了算法的迭代次数和计算复杂度,减少了算法执行的时间,满足无线通信对实时性越来越高的要求。针对本课题的研究内容,下一步工作将重点解决算法分离信号的顺序模糊性,以及串行算法带来的误差累积问题,为独立分量分析技术的应用和普及奠定理论基础。

参考文献:

[1] Hsieh H L, Chien J T, Shinoda K, et al. Independent component analysis for noisy speech recognition [C]// Proceedings of 2009 International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Taipei: IEEE, 2009:4369-4372.

[2] Shen X, Lee S Y, Bai M, et al. Application of independent component analysis to AC dipole based optics measurement and correlation at the relativistic heavy ion collider[J]. Physical Review Special Topics: Accelerators and Beams, 2013, 16(11):1-10.

[3] Loesch B, Yang B. Cramer-rao bound for circular and noncircular complex independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(2): 365-379.

[4] Chen L Y, Lu C J. An improved independent component analysis algorithm based on artificial immune system[J]. International Journal of Machine Learning and Computing, 2013, 3(1):93-97.

[5] Kostanic I, Mikhael W. Blind source separation technique for reduction of co-channel interference[J]. Electronics Letters, 2002, 38(20):1210-1211.

[6] Yao J L, Yang X N, Li J D. A novel blind collision resolution protocol based on cooperative transmission[J]. Wireless Personal Communications, 2012, 64(22):273-286.

[7] Kostanic I, Mikhael W. Independent component analysis based QAM receiver[J]. Digital Signal Processing, 2004, 14(3):241-252.

[8] Hyvarinen A, Bingham E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis of complex valued signals [J]. Journal of Neural Systems, 2000, 10(1):1-8.

[9] Hyvarinen A, Karhunen J, Oja E. Independent Component Analysis[M]. New York: Wiley-Interscience Publication, 2001.

[10] Zhang K, Chan L W. Dimension reduction as a deflation method in ICA [J]. IEEE Signal Processing Letter, 2006, 13(1):45-48.

[11] 张贤达. 矩阵分析与应用 [M]. 2 版. 北京:清华大学出版社, 2013.

ZHANG Xian-da. Matrix analysis and applications [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2013. (in Chinese)

作者简介:



穆 昌(1983—),男,陕西咸阳人,2013 年于西安交通大学获硕士学位,现为助教,主要研究方向为通信信号处理、统计信号处理;

MU Chang was born in Xianyang, Shaanxi Province, in 1983. He received the M. S. degree from Xi'an Jiaotong University in 2013. He is now a teaching assistant. His research concerns communication signals processing and statistical signal processing.

姚俊良(1984—),男,山西运城人,2010 年于西安电子科技大学获博士学位,现为西安理工大学讲师,主要研究方向为独立分量分析。

YAO Jun-liang was born in Yuncheng, Shanxi Province, in 1984. He received the Ph. D. degree form Xidian University in 2010. He is now a lecturer in Xi'an University of Technology. His research concerns independent component analysis.

Email:yaojunliang1@163.com