

# 回波对消中盲源分离算法的研究与仿真

张艳萍<sup>1</sup> 李杰<sup>1</sup>

## 摘要

盲源分离因为可以仅根据接收到的观测信号来估计还原源信号,成为近年来在信号处理领域的研究热点.针对盲源分离中的基于峭度的独立分量分析算法在源信号还原的过程中计算量较大的问题,采用共轭梯度方法对独立分量分析法进行优化,优化后的算法收敛速度更快,稳态误差变小. Matlab 仿真实验表明,优化后的独立分量分析算法收敛更快,实际分离效果更好.

## 关键词

盲源分离;独立分量分析;共轭梯度法;回波对消

中图分类号 TN911.72

文献标志码 A

## 0 引言

在视频会议和免提通信系统中,回声(包括噪音等)往往同有用信号混杂在一起,降低了通话质量.如果在接收有用信号之前将不包含有用信息的掺杂信号滤除,则能提高语音通话质量.由于盲源分离方法无需辅助条件,仅通过观测信号即可还原源信号<sup>[1-2]</sup>,因而是目前语音信号处理的研究热点之一<sup>[3]</sup>.

独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)是盲源分离中一种核心技术<sup>[4]</sup>.本文针对以峭度<sup>[5]</sup>为目标函数的 ICA 计算量较大,导致实际对消过程中有较高的延时的问题,使用共轭梯度法对独立分量分析算法进行优化.共轭梯度法的每一个搜索方向都是互相共轭的,而这些搜索方向仅仅是负梯度方向与上一次迭代的搜索方向的组合,因此不需要矩阵存储,所以存储量少,具有更快的收敛速度. Matlab 仿真表明,优化之后的算法收敛更快,并且稳态误差减小.

## 1 盲源分离

回波对消原理如图 1 所示<sup>[1]</sup>.其中,回波和噪声(譬如附近的讲话声音等)混杂在一起被麦克风同时接收,这种情况会使回波对消表现变差.通过信号处理将杂音分离后,再进行自适应滤波即可实现回波对消.

盲源分离的主要工作是从观测信号中将未知的源信号分离出来,所以构造如图 2 所示的实验环境,用 2 支麦克风同时接受噪声和回波信号(这里假设噪声信号和回波信号统计独立).通过盲源分离将接收的观测信号中的回波信号分离出来作为下一步自适应滤波算法的参考信号<sup>[6]</sup>.

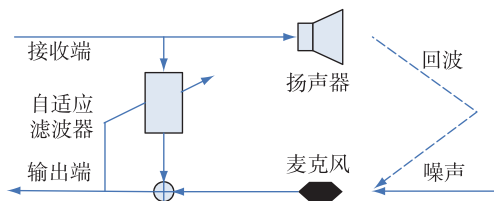


图 1 回波对消的原理

Fig. 1 Principle diagram of the echo cancellation

收稿日期 2010-11-06

资助项目 江苏省自然科学基金(BK2009410)

作者简介

张艳萍,女,博士,教授,硕士生导师,研究方向为水声通信. zypgc@163.com

<sup>1</sup> 南京信息工程大学 电子与信息工程学院, 南京,210044

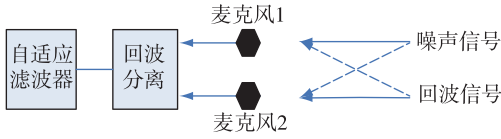


图2 采集混合声音的系统示意

Fig. 2 System diagram of mixed sound acquisition

设  $s_i(t), i = 1, \dots, n$  为  $n$  个未知的且相互独立的源信号, 本文采用两路源信号, 即回波信号  $s_1$  和噪声信号  $s_2$ , 则  $n = 2$ . 取  $2 \times 2$  维的随机混合矩阵  $\mathbf{A}$ , 则得到观测列向量  $\mathbf{X}$ :

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S}, \quad (1)$$

式(1)中,  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t))^T$  为观测信号矢量,  $\mathbf{S} = (s_1(t), s_2(t))^T$  为源信号矢量, 其中  $(\cdot)^T$  表示转置运算.

盲源分离是指在混合矩阵  $\mathbf{A}$  和源信号  $\mathbf{S}$  未知的情况下, 只根据观察数据向量  $\mathbf{X}$  确定分离矩阵  $\mathbf{W}$ , 使得变换后的输出  $\mathbf{Y}$  是源信号向量  $\mathbf{S}$  的拷贝或者估计:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X}. \quad (2)$$

$\mathbf{Y} = \mathbf{y}(t) = (y_1(t), y_2(t))^T$ . ICA 算法包括目标函数和优化算法两部分, 目标函数通常取以非高斯性为度量的函数, 因为非高斯性在 ICA 中扮演着极为重要的角色, 当  $\mathbf{Y}$  中各信号的非高斯性最大时即完成了分离. 本文中, 非高斯分布的度量采用峭度<sup>[7]</sup>.  $\mathbf{Y}$  的峭度  $k(y)$  定义为

$$k(y) = E\{y^4\} - 3. \quad (3)$$

由式(1)和式(2)得

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X} = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{S} = \mathbf{G}\mathbf{S} = \mathbf{g}_1 s_1 + \mathbf{g}_2 s_2, \quad (4)$$

式(4)中  $\mathbf{G}$  为全局变量矩阵,  $\mathbf{g}_1$  和  $\mathbf{g}_2$  为全局变量矩阵的 2 个行向量, 则定义目标函数为

$$J(\mathbf{W}) = \mathbf{g}_1^4 k(s_1) + \mathbf{g}_2^4 k(s_2). \quad (5)$$

## 2 算法优化

当以峭度为目标函数时, 如果用自然梯度等常用算法进行优化时计算量较大, 因为共轭梯度算法的搜索方向都是上一次的叠加, 所以计算相对方便<sup>[7]</sup>. 因此, 本文采用共轭梯度法对 ICA 进行优化, 以提高收敛速度, 降低不稳定性, 并通过 Matlab 仿真来比较分析.

目前基于自然梯度的优化算法是 ICA 的重要方法之一<sup>[8]</sup>, 并且根据 Amari 提出的“自然梯度”改进<sup>[9]</sup>, 可得:

$$\nabla \mathbf{W} = \frac{\partial J(\mathbf{W})}{\partial \mathbf{W}} \mathbf{W} \mathbf{W}^T = [\mathbf{I} - \varphi(\mathbf{Y}) \mathbf{Y}^T] \mathbf{W}, \quad (6)$$

其中  $\varphi(\mathbf{Y})$  是可选的算法活动参数,  $\mathbf{Y}$  是原信号  $\mathbf{s}$  的最优估计, 故得到基于自然梯度法的 ICA 的学习规则:

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \eta(k) [\mathbf{I} - \varphi(\mathbf{Y}(k)) \mathbf{Y}^T] \mathbf{W}(k). \quad (7)$$

式(7)中  $\eta(k)$  为学习步长. 一般梯度法是用目标函数的负梯度方向作为每一步迭代的搜索方向, 而共轭梯度法则是用共轭方向替代了负梯度方向<sup>[10]</sup>. 共轭方向  $Q(0), Q(1), \dots, Q(n)$  是利用一维搜索得到的极小点处的梯度来生成的, 并且要求该搜索方向必须共轭. 共轭梯度法的收敛速度通常优于普通梯度法, 通过快速的收敛避免复杂运算产生的误差. 根据式(7)和式(8), 基于共轭梯度法的 ICA 的学习规则为

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \eta(k) \mathbf{Q}(k). \quad (8)$$

独立分量分析算法的具体过程归纳如下:

- 1) 设  $p = 1$ ;
- 2)  $\mathbf{W}$  取随机值;
- 3)  $\mathbf{W}_k = \mathbf{x}(\mathbf{W}_k^T \mathbf{x})^3 - 3\mathbf{W}_k$ ;
- 4)  $\mathbf{W}_k = \mathbf{W}_k - \sum_{j=1}^{k-1} (\mathbf{W}_k^T \mathbf{W}_j) \mathbf{W}_j$ ;
- 5)  $\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \eta(k) \mathbf{Q}(k)$ ;
- 6)  $\mathbf{W}_{k+1} = \frac{\mathbf{W}_{k+1}}{\|\mathbf{W}_{k+1}\|}$ , 对信号进行白化预处理;
- 7) 若  $\mathbf{W}_{k+1}$  发散, 返回第 5 步;
- 8) 若  $p \leq m$ , 令  $p = p + 1$ , 返回第 2 步.

其中,  $m$  为独立源变量的个数,  $\|\mathbf{W}\|$  表示求  $\mathbf{W}$  范数.

## 3 仿真分析

仿真实验中使用一段女声作为源音信号 1, 另取一段音乐声作为源音信号 2. 这 2 个源信号采用 2 个 4 s 长度音频数据, 混叠矩阵为  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0.9 \\ 0.9 & 1 \end{bmatrix}$ .

对以上 2 个信号进行线性混合, 混合前后信号对比如图 3 所示.

优化前的独立分量分析算法的分离波形如图 4 所示.

图 4a 和 4b 分别为实验混合前的女声及音乐声, 4c 和 4d 则分别是由独立分量分析算法分离出的源音波形. 通过对比得知, 分离后的源音波形在波形上与混合前有一定误差, 并且它们的排列顺序也不

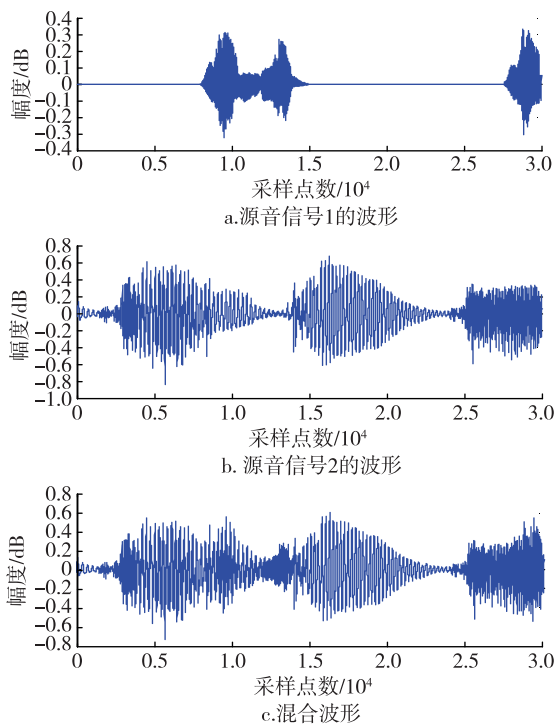


图3 采集的2个源音以及两者混合后的波形  
Fig.3 Waves of source acoustic signals and the mixed signal

对应,稳定性比较差.

通过共轭梯度法优化之后的独立分量分析法进行仿真后得到的分离波形如图5所示.

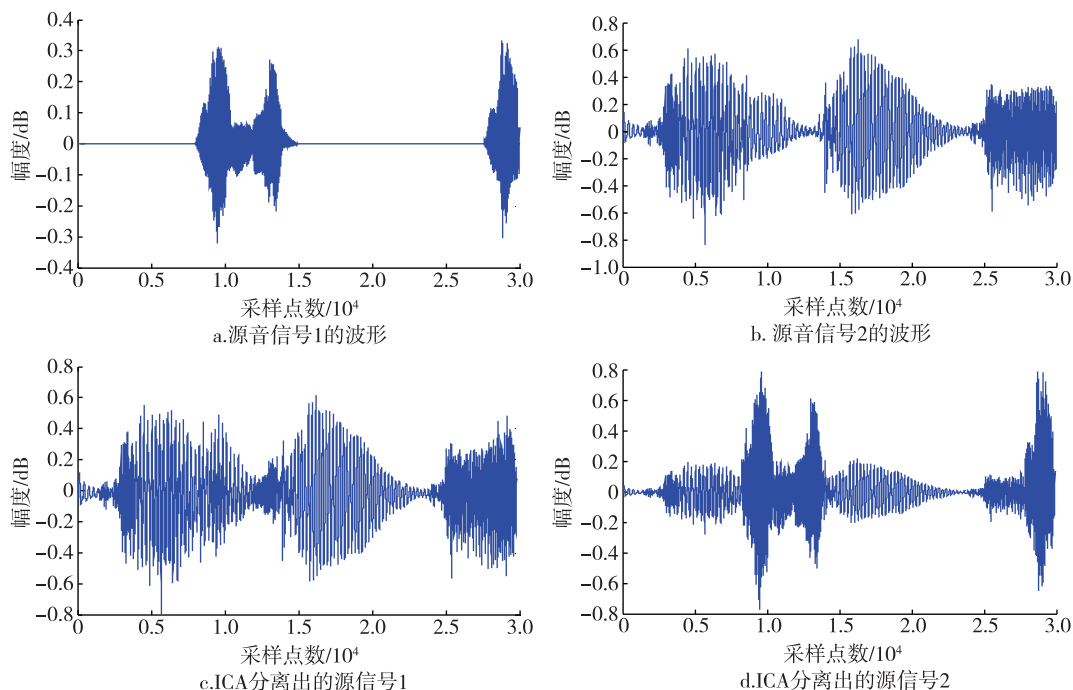


图4 采用独立分量分析法分离出的源音与原始数据的波形对比  
Fig.4 Comparison of source signal waves and separated signal waves by ICA

图5c和5d是优化后的独立分量分析法分离出来的源音波形.从波形可以看出,还原出来的波形与混合前的波形很接近.从分离后的排列顺序来看,优化后的独立分量分析算法的仿真图与源音保持一致.

采用串音误差(Error Cross Talk,ECT)来进一步说明优化前后的算法性能:

$$E = \sum_{i=1}^n \left( \sum_{j=1}^n \frac{|g_{ij}|}{\max_k |g_{ik}|} - 1 \right) + \sum_{j=1}^n \left( \sum_{i=1}^n \frac{|g_{ij}|}{\max_k |g_{kj}|} - 1 \right). \quad (9)$$

ICA模型构造为 $Y = WX$ .其中, $X = AS$ 是源信号混合得到的观测信号,则 $Y = WAS$ ,或表示为 $Y = GS$ ,其中 $G = WA$ .式(9)中的 $g_{ij}$ 表示矩阵 $G$ 中的第*i*行第*j*列的元素.用串音误差*E*描述分离矩阵的偏离度,*E*越小,分离效果越好.

图6为优化前后2种算法分离还原的信号与源音的串音误差.从图6中可以看出,经过共轭梯度法优化后的算法很快达到了串音误差较低值,故收敛速度较快,并且所显示的误差值比较平稳,波动不大,所以稳态误差较小,与理论分析相一致.

#### 4 结语

共轭梯度法是一种典型的共轭方向法,它的每

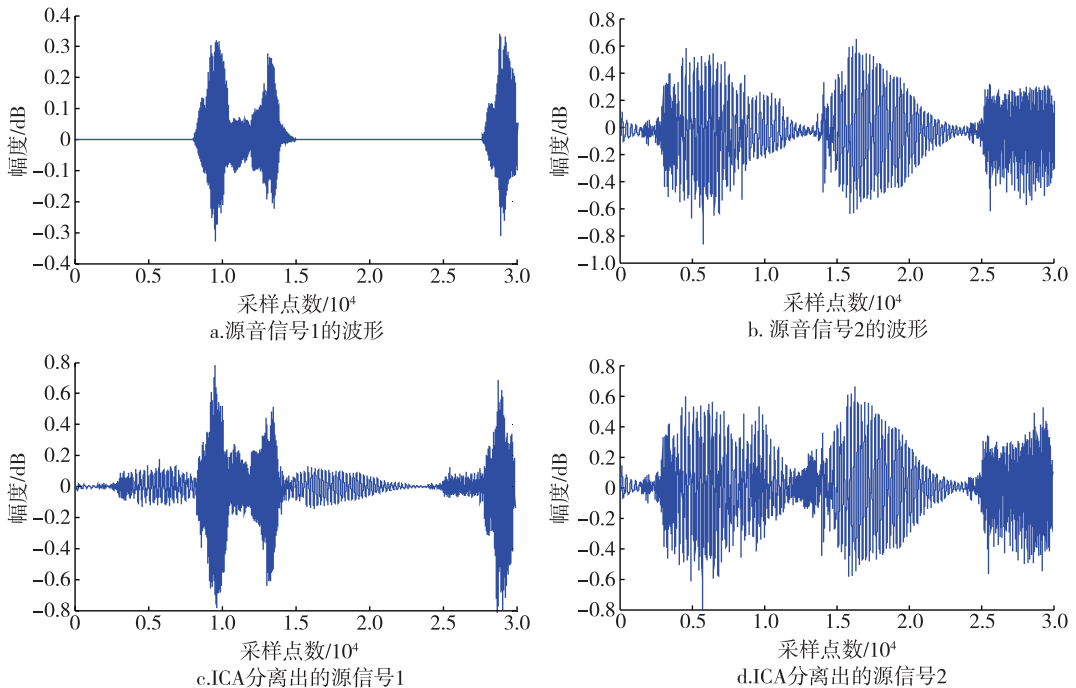


图5 优化后的算法分离出来的源音与原始数据的波形对比

Fig. 5 Comparison of source signal waves and separated signal waves by optimized ICA

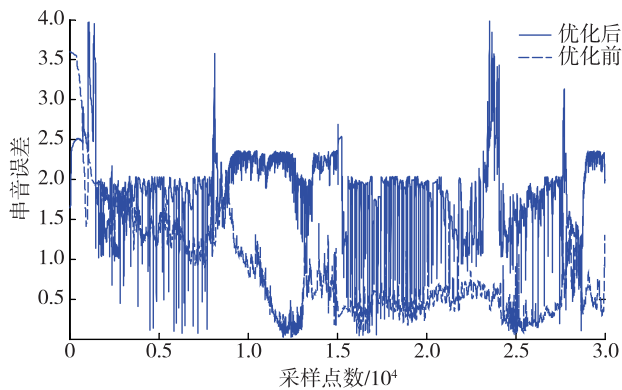


图6 串音误差曲线

Fig. 6 Crosstalk error curve

一个搜索方向都是相互共轭的,因此不需要矩阵存储,存储量少,并且具有较快的收敛速度,计算方便.本文采用共轭梯度法对独立分量分析算法进行优化,取得了更好的分离效果.优化后的分离图与优化前的分离效果图相比,在波形上更加接近源音并排序准确.从串音误差曲线(图6)可以看出,优化后的算法稳态误差更小,并且具有更快的收敛速度.然而还原出来的波形在振幅上与源音有一定偏差,所以文中算法对解决幅值变化问题不具备针对性,还需进一步研究解决.

## 参考文献

### References

- [1] Kim D, Choi H, Bae H. Acoustic echo cancellation using blind source separation [C] // IEEE Workshop on Signal Processing Systems, 2003: 241-243
- [2] Low S Y, Nordholm S. A blind approach to joint noise and acoustic echo cancellation [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005: 69-72
- [3] 胡波平. 盲源分离算法研究 [D]. 长沙: 湖南大学计算机与通信学院, 2009: 27-29  
HU Boping. Study on blind source separation algorithm [D]. Changsha: School of Computer and Communication, Hunan University, 2009: 27-29
- [4] Zhang Z L, Yi Z. An efficient independent component analysis algorithm for sub-Gaussian sources [J]. Advances in Neural Network, 2005, 3496: 967-972
- [5] 王昆, 刘勃妮. 基于自然梯度算法及其改进算法的盲源分离 [J]. 科技资讯, 2008(32): 200  
WANG Kun, LIU Boni. Blind source separation based on natural gradient algorithm and the improved natural gradient algorithm [J]. Science & Technology Information, 2008(32): 200
- [6] 王昆, 张伟. 两种进化算法在 BSS 中的应用比较 [J]. 西安文理学院学报: 自然科学版, 2009, 12(2): 36-39  
WANG Kun, ZHANG Wei. The application and comparative of two evolution algorithm in blind source separation [J]. Journal of Xi'an University of Arts and Science: Natural Science Edition, 2009, 12(2): 36-39

- [ 7 ] 宋跃辉. 基于 DSP 的语音信号盲源分离 [ D ]. 西安:西安理工大学机械与精密仪器工程学院, 2005:14-15  
SONG Yuehui. Sound signal blind separation based on DSP [ D ]. Xi'an: School of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, 2005:14-15
- [ 8 ] 杨行峻, 郑君里. 人工神经网络与盲信号处理 [ M ]. 北京:清华大学出版社, 2003:36-40  
YANG Xingjun, ZHENG Junli. Artificial neural network and blind signal processing [ M ]. Beijing: Tsinghua University Press, 2003:36-40
- [ 9 ] 杨柳绿, 高勇. 基于训练序列的峭度盲源分离算法 [ J ]. 信息与电子工程, 2008, 6(5):367-370  
YANG Liuli, GAO Yong. Kurtosis algorithm of blind source separation based on training sequence [ J ]. Information and Electronic Engineering, 2008, 6(5):367-370
- [ 10 ] 戴彧虹, 袁亚湘. 非线性共轭梯度法 [ M ]. 上海:上海科学技术出版社, 2000:95-101  
DAI Yuhong, YUAN Yaxiang. Nonlinear conjugate gradient method [ M ]. Shanghai: Shanghai Science and Technology Press, 2000:95-101

## Optimization and simulation of blind source separation in acoustic echo cancellation

ZHANG Yanping<sup>1</sup> LI Jie<sup>1</sup>

1 School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

**Abstract** Blind source separation is the separation of source signals from a set of mixed signals, without or with very little information about the source signals or the mixing process. Blind source separation has become a hot spot in research of signal processing in recent years. Large amount of calculation is required for source signal recovery process in blind source separation by Kurtosis based Independent Component Analysis (ICA) algorithm, thus the conjugate gradient method is employed in this paper to optimize the ICA algorithm. The Matlab simulation results show that the improved ICA algorithm is quick in convergence speed, good in separation performance, and low in steady-state error.

**Key words** blind source separation; independent component analysis; conjugate gradient method; echo cancellation