

一种基于新代价函数的盲源信号分离算法

王振友

(广东工业大学 应用数学学院, 广东 广州 510006)

摘要: 选择两个函数的线性组合作为代价函数, 基于组合的任意性, 保证了加性噪声盲源信号分离的有效性, 提高了信号处理的通用性. 根据分离矩阵的 Frobenius 范数的收敛理论, 在上述改进措施基础上, 得出了改进的迭代规则, 对混合源信号进行估计. 经过仿真实验, 结果显示信号分离效果较好.

关键词: 盲源信号分离; ICA 算法; 噪声

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1007-7162(2008)02-0040-04

盲源分离 (blind sources separation) 自从 Jutten 和 Herault^[1] 1991 年发表了开拓性的论文以来, 已成为信号处理及神经网络领域的学者们共同感兴趣的研究热点. 盲源分离是指在不知道源信号和传输信道的参数的情况下, 仅利用一组已知的源信号的混合信号来恢复或提取出独立的源信号的过程. 由于该技术利用很少的先验信息就可对信号进行处理, 所以它在许多领域如生物医学、无线通讯、语音信号处理、图像恢复、地震勘探等获得了重要应用.

含噪盲分离较为困难, 目前, 一些学者正致力于含噪盲源分离算法的研究, 但总体研究成果不多^[2,3]; 而噪声环境中的感知要素检测更困难, 国内外现有的计算声场景分析的方法存在局限性^[4].

1 ICA 模型及算法实现

独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA) 是一种新兴的盲源分离技术, 近年来已成为信号处理领域的热点研究问题. ICA 有效的分离作用使其在语音处理、生物学信号处理、图像处理、电子通讯等方面都有着非常重要的应用, 但目前的 ICA 理论算法大多忽略噪声的影响. 独立分量分析 (ICA), 是指在输入源信号和传输信道参数未知时, 根据输入源信号的统计特性, 仅由观测信号恢复出源信号^[5]: 1) 观测源信号各个独立成分过程的信号数目大于等于源信号的数目; 2) 各个源信号之间相互统计独立; 3) 至多有一个源信号是高斯的. 基于 ICA 的信号消噪方法已

在实际中得到一定的应用^[6-7].

假设多个信源 S 中各分量互相独立且在噪声的干扰下, 经过观察, 得到观察信号 X , 观察信号的过程就是一个源信号和噪声信号混合的过程, 有如下模型

$$X(k) = HS(k) + v(k), \quad (1)$$

其中 $k = 0, 1, 2, 3, \dots$, 为离散时间, H 为 $(m \times n)$ 阶满秩混合矩阵, $S(k) = [s_1(k), s_2(k), s_3(k), \dots, s_n(k)]^T$ 为包含有用信号的 n 维源矢量. $v(k)$ 为 m 维噪声信号矢量.

在 S 和 H 均为未知且 S 中各分量互相独立的假设下, 可以求取一个解混矩阵 W , 使得 X 通过它之后所得输出 Y 来逼近信源 S , 因此实际上 ICA 是在某一判据意义下进行的寻优计算, 即

$$Y = WX \quad (2)$$

对于某些类型的信号, 特别是严重伸缩的信号, 一般的判据常常是病态的. 为了解决这一问题, 提出了辅助条件 $E\{f(y_i)g(y_i)\} = \lambda_0$, 使得输出信号 $y_i(t)$ 必须自适应地幅度伸缩, 以便使所有的广义方差全部归一化.

根据上述归一化处理方法, 可以有实时的局部学习算法具体如下.

$$\frac{dW}{dk} = \mu(k) [\Lambda - f(y(k))g^T(y(k))], \quad (3)$$

其中 $\Lambda = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$, $\lambda_i = E\{f(y_i)g(y_i)\}$, $f(y)$ 、 $g(y)$ 是不同的奇激活函数.

定义:

收稿日期: 2007-05-29

基金项目: 广东工业大学校青年基金资助项目 (052039)

作者简介: 王振友 (1979-), 男, 讲师, 主要研究方向为信号处理、算法设计与分析、数学模型等.

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{fg}(\mathbf{W}) &= E[f(y)\mathbf{g}^T(y)], \\ \mathbf{R}_{fg}^{(k)}(\mathbf{W}) &= E[f(y(k))\mathbf{g}^T(y(k))], \\ \frac{d\mathbf{W}}{dk} &= \mu(t)[\Lambda - \mathbf{R}_{fg}^{(k)}], \\ \mathbf{R}_{fg}^{(k)} &= (1 - \eta_0)\mathbf{R}_{fg}^{(k-1)} + \eta_0 f(y(k))\mathbf{g}^T(y(k)), \end{aligned} \tag{4}$$

其中 $\eta_0 = \frac{\eta}{1 - \eta}$, $\eta(k) = \frac{\eta_0}{1 + \eta_0 \mathbf{g}^T(y(k))f(y(k))}$.
为了使得任意分布的源信号 (包括围绕它们均值的非对称分布的信号) 都满足这个条件, 选择具有对称形式的 $f(y(k))\mathbf{g}^T(y(k))$ 和 $g(y(k))f^T(y(k))$ 函数的线性组合作为激活函数, 由组合的任意性, 可以提高信号处理的通用性.

$$\begin{aligned} \Delta\mathbf{W}(k) &= \eta(k)[\Lambda^{(k)} - \mathbf{R}_{fg}^{(k)}]\mathbf{W}(k), \tag{5} \\ \text{其中 } \Lambda^{(k)} &= (1 - \eta_0)\Lambda^{(k-1)} + \eta_0 \text{diag}\{\mu_0 f(y(k)) \times \\ &\quad \mathbf{g}^T(y(k)) + (1 - \mu_0)g(y(k))f^T(y(k))\}. \\ \mathbf{R}_{fg}^{(k)} &= (1 - \eta_0)\mathbf{R}_{fg}^{(k-1)} + \eta_0 [\mu_0 f(y(k)) \times \\ &\quad \mathbf{g}^T(y(k)) + (1 - \mu_0)g(y(k))f^T(y(k))], \end{aligned}$$

其中 $0 < \mu_0 < 1$

对于加性噪声且源信号少于传感器数目的条件下, 上述算法由于分离矩阵 $\mathbf{W}(k)$ 的 Frobenius 范数经过大量迭代后趋于无穷而不稳定^[7], 为了使得算法稳定, 用如下改进的算法

$$\Delta\mathbf{W}(k) = \eta(k)[\Lambda^{(k)} - \mathbf{R}_{fg}^{(k)} - \beta \mathbf{Y}(k)\mathbf{I}_m]\mathbf{W}(k), \tag{6}$$

其中 $\mathbf{Y}(k) = \mathbf{W}^T(k)(\Lambda^{(k)} - \mathbf{R}_{fg}^{(k)})\mathbf{W}(k)$. 尺度因子 $\beta > 0$ 并且这一算法对于 $\mathbf{W}(k)$ 的 Frobenius 范数为 β^{-1} 也是稳定的.

2 仿真实验与分析

为了验证算法的有效性, 本文采用三个独立源信号 S_1, S_2, S_3 , 用随机产生的全列满秩混合矩阵 $\mathbf{H} \in R^{7 \times 3}$ 进行混合, 并附加随机均匀噪声. 原始源信号如图 1; 源信号经过全列满秩混合矩阵 $\mathbf{H} \in R^{7 \times 3}$ 进行混合后得到 $\mathbf{HS}(k)$ 矩阵, 其中 $\mathbf{HS}(k)$ 矩阵每行画图结果为图 2(第 42 页)的 (a) - (g) 所示. 其中源信号为

$$\begin{aligned} S_1 &= \sin(350t)\sin(35t); \\ S_2 &= \sin(800t)\sin(80t); \\ S_3 &= (\sin(800t) + \sin(80t))/2 \end{aligned}$$

为了重构原始带噪声的源信号, 验证上述算法的有效性, 采用经过改进的迭代规则式 (5) 和分离矩阵 $\mathbf{W}$ 的 Frobenius 范数限制规则得到式 (6); 为了

便于处理和比较, 本文采用与文献 [7] 相同的代价函数 $f(y) = \tanh(10y)$ 、 $g(y) = y^3$ 和尺度因子 $\beta = 0.01$, 即保持分离矩阵 $\mathbf{W}$ 的 Frobenius 范数为 $\|\mathbf{W}(k)\|_F^2 = \text{tr}(\mathbf{W}^T(k)\mathbf{W}(k)) \approx \beta^{-1} = 100^{[7]}$. 对混合源信号进行估计后得到图 3(第 43 页).

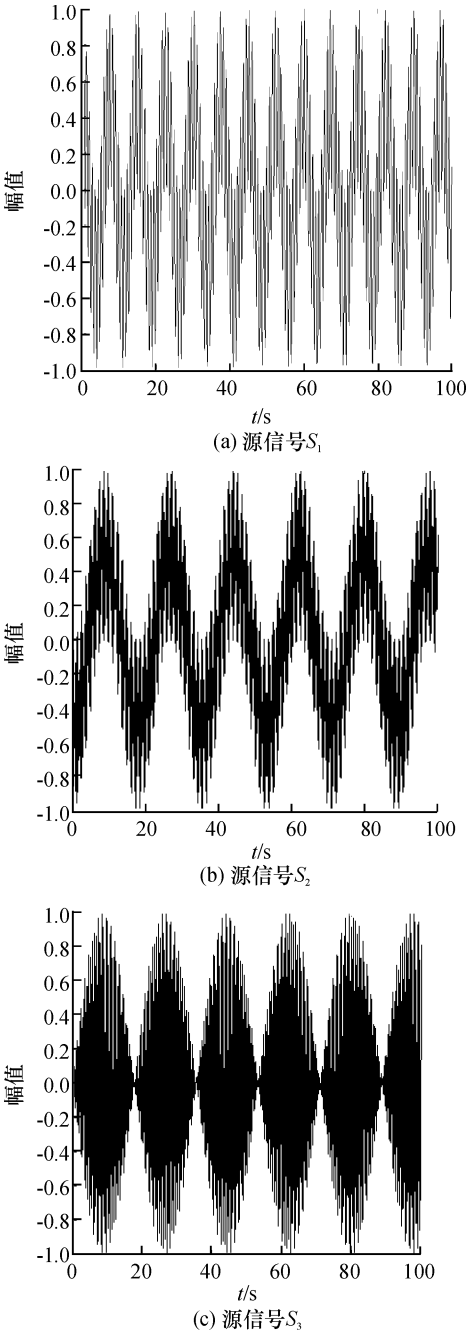


图 1 源信号

3 结论

本文选择具有对称形式的 $f(y(k))\mathbf{g}^T(y(k))$ 和 $g(y(k))f^T(y(k))$ 作线性组合 $\mu_0 f(y(k))\mathbf{g}^T(y(k)) + (1 - \mu_0)g(y(k))f^T(y(k))$, ($0 \leq \mu_0 \leq 1$), 借助

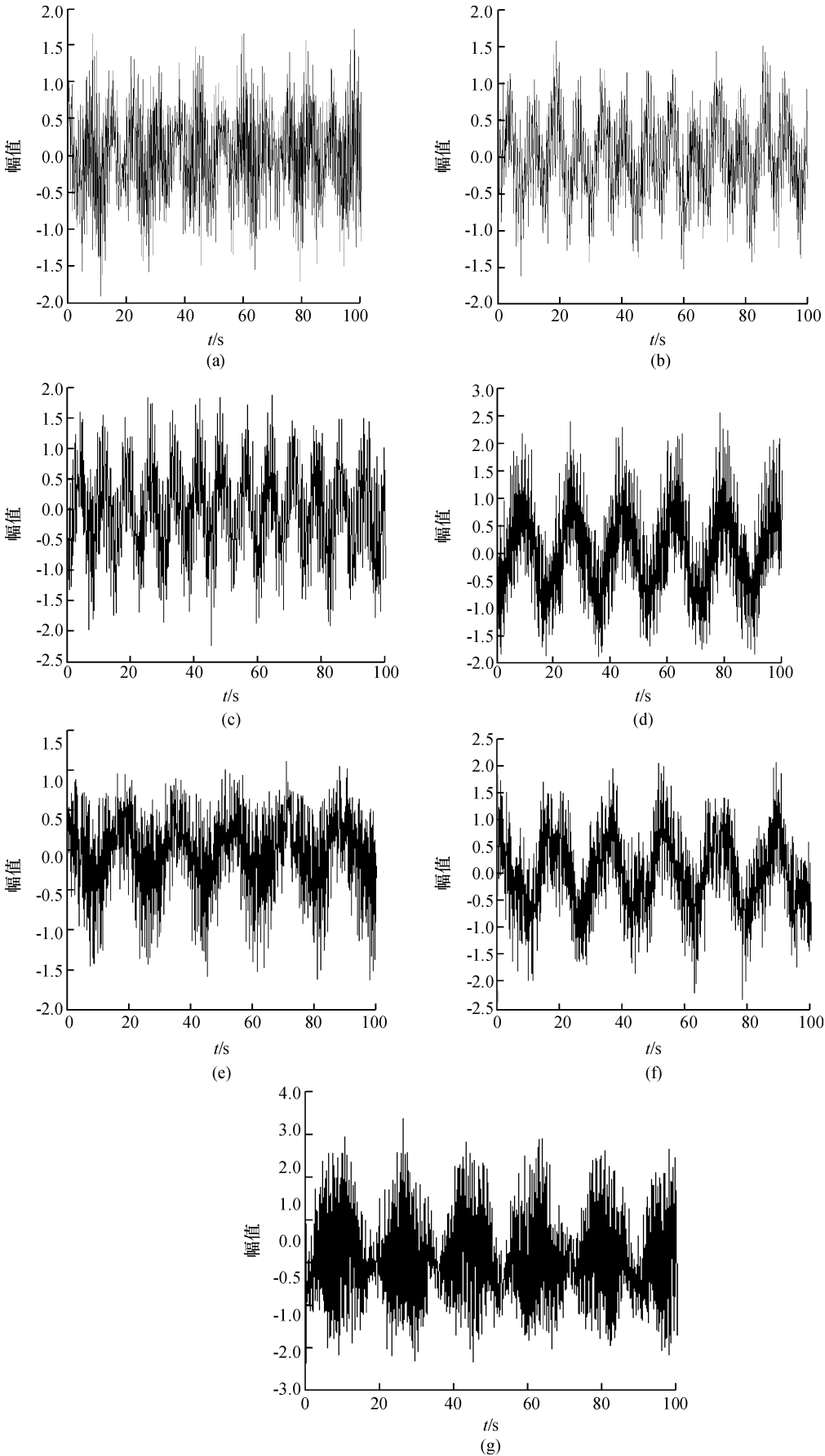


图 2 带噪声混合源信号

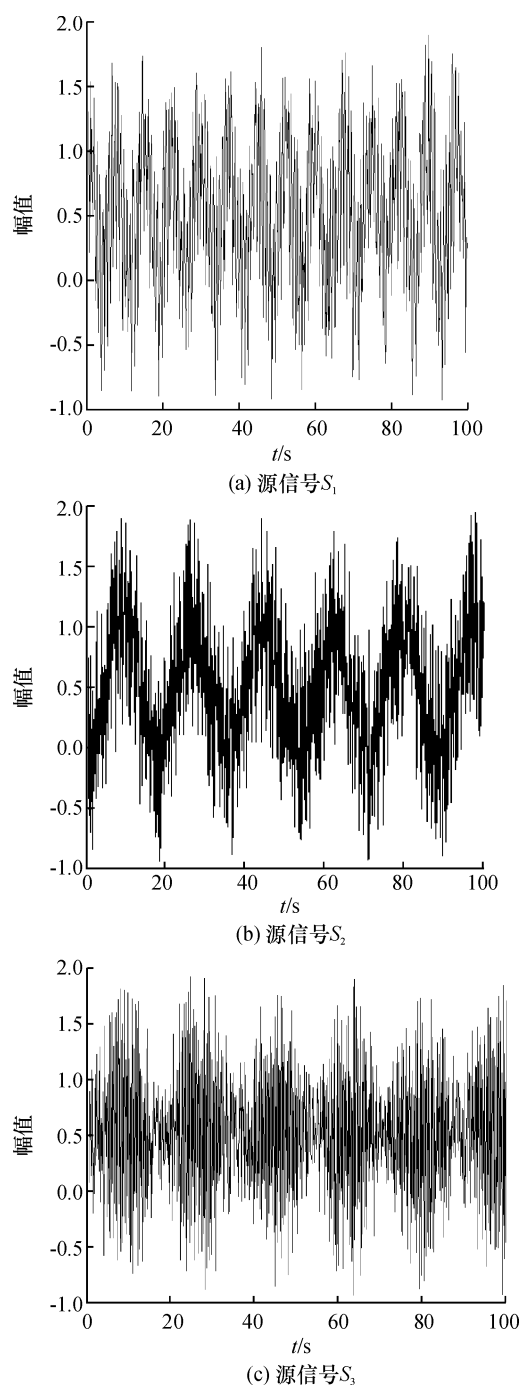


图 3 分离后信号 (分别为 S_1 、 S_2 、 S_3 的估计)

组合的任意性, 提高信号处理算法的通用性. 在上述改进措施的基础上, 得到了改进的迭代规则式 (5) 和分离矩阵 W 的 Frobenius 范数限制规则式 (6); 在保持分离矩阵的 Frobenius 范数为 $\|W(k)\|_F^2 = \text{tr}(W^T(k)W(k)) \approx \beta^{-1}$ 的前提下对混合源信号进行估计, 得到了图 3. 通过对比源信号图 1 和估计信号图 3, 可以发现该算法分离效果较好. 该算法的缺点是计算复杂, 但是在当今计算机性能非常强和相应的成熟程序语言和软件的基础上, 这不是主要的问题, 主要的问题应当关注处理效果方面. 鉴于以上分析, 本文改进的 ICA 算法对带噪盲信号分离有较好的处理效果, 值得推广使用.

参考文献:

[1] Jutten C, Herault J. Blind separation of sources Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture [J]. Signal Processing, 1991, 24(1): 1-10

[2] Hyvarinen A, Karhunen J, Oja E. Independent component analysis[M]. New York: John Wiley & Sons, Inc, 2001: 147-161, 293-304.

[3] 刘璐, 何振亚. 源分离和盲反卷积 [J]. 电子学报, 2002, 30 (4): 570-576

[4] Van Der Kouwe A J W, Wang D L, Brown G J. A comparison of auditory and blind separation techniques for speech segregation [J]. IEEE Trans on Speech and Audio Processing, 2001, 9(3): 189-195

[5] Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634

[6] 焦卫东, 杨世锡, 吴昭同. 基于独立分量分析的噪声消除技术研究 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2004, 38(7): 872-876

[7] Andrzej Cichocki, Shun-chi Amari. Adaptive blind signal and image processing[M]. New York: John Wiley & Sons, Ltd, 2002: 216-374

BSS Algorithm Based on the New Cost Function

Wang Zhen-you

(Faculty of Applied Mathematics, Guangzhou University of Technology, Guangzhou 510006 China)

Abstract Two functions' linearity combination was selected as cost function. It improved the validation of the blind source separation because of the randomness of linearity combination. And then the rule was gained based on the astringency theory of the Frobenius Norm. At last the signal with noise was estimated. It is proved that the Separation effect is very good.

Key words blind source separation (BSS); independent component analysis (ICA) algorithm; noise