

基于拟牛顿法的盲信号分离算法

蹇 柯, 刘海林

(广东工业大学 应用数学学院, 广东 广州 510006)

摘要: 以相关矩阵的联合对角化作为代价函数, 基于拟牛顿法中的 DFP 法提出了一种新的盲信号分离算法, 使算法的运行速度和分离效果得到了提高. 仿真结果验证了算法的有效性.

关键词: 盲信号分离; 拟牛顿; 联合对角化

中图分类号: TN911. 72

文献标识码: A

文章编号: 1007-7162(2007) 02-0103-04

盲信号分离 (Blind Signal Separation, BSS) 目前是信号处理和神经网络领域的研究热点, 由于其对源信号的先验信息要求很少, 所以在很多领域如: 图像识别、语音增强、图像增强, EEG、MEG、ECG、FMRI 之类医学信号处理等方面有着广泛的应用前景.

矩阵联合对角化方法是盲信号分离和独立分量分析 (ICA) 的有效工具, 得到广泛应用. 矩阵的构造一般可以分为两类: 一类基于二阶统计特性, 典型算法是 SOBI 算法^[1]; 另一类基于高阶统计特性, 典型的算法是 JADE 算法^[2]. 这两类算法首先都要进行白化 (whitening) 预处理, 然后求矩阵的正交对角算子 (orthogonal diagonalizer). 但文献 [3] 指出, 对基于最小二乘准则的盲信号分离算法, 白化过程的存在可能会造成分离结果与期望值偏离很远的情况.

因此, 不需要白化过程的联合对角化算法受到研究人员的关注, 文献 [3] 提出了 AC-DC 算法, AC 阶段是个迭代估计混合矩阵过程, DC 阶段估计对角阵. 其中, AC 阶段每估计的一列都需要做一次矩阵的特征值分解, 算法的复杂度高. 文献 [4] 提出的前向模型联合对角化方法, 估计矩阵混合和对角阵的算法都是基于传统的最速下降 (steepest descent) 方法, 算法的收敛速度慢. 文献 [5] 提出了基于牛顿方法的联合对角化算法, 算法需要求 Hessian 矩阵的逆矩阵, 运算量大.

虽然对向量的处理拟牛顿法是一种好的最优化算法, 但它不能直接用来处理矩阵. 本文拟利用矩阵联合对角化方法构造代价函数, 提出一种基于拟牛顿的处理矩阵的迭代算法, 并通过计算机仿真来验证算法的有效性.

1 问题描述

本文讨论线性瞬时混合 (instantaneous mixture) 的盲信号分离问题. 一方面, 瞬时混合模型是卷积混合 (convolutive mixture) 模型的基础, 由瞬时混合模型得到的算法许多情况下可以进一步推广到卷积混合模型的盲信号分离; 另一方面, 许多应用中瞬时混合模型已经能够比较准确地描述系统的特征.

考虑以下的瞬时混合模型^[6]

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) = [\mathbf{s}_1(t), \dots, \mathbf{s}_m(t)]^T \mathbf{n}(t), \quad (1)$$

其中 $\mathbf{s}(t) = [\mathbf{s}_1(t), \dots, \mathbf{s}_m(t)]^T$ 是未知的源信号, $\mathbf{x}(t) = [\mathbf{x}_1(t), \dots, \mathbf{x}_n(t)]^T$ 是一组观测信号, $\mathbf{n}(t)$ 是加性噪声向量, $\mathbf{A}$ 是一个 $n \times m$ 维的混叠矩阵, 用以描述信道特征. 盲信号分离的目标是寻找一个 $m \times n$ 维的分离矩阵 $\mathbf{W}$, 使

$$\hat{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) = \mathbf{P}\mathbf{s}(t), \quad (2)$$

其中, $\mathbf{P}$ 是 $m \times m$ 维的广义置换矩阵.

通常对上述结构作以下的几点限制: 1) $\mathbf{s}_1(t), \dots, \mathbf{s}_m(t)$ 是零均值且相互独立的信号; 2) 矩阵 $\mathbf{A}$ 是列满秩的 (full column rank); 3) $\mathbf{n}(t)$ 是均值为零的高斯白噪声; 4) 源信号 $\mathbf{s}(t)$ 和噪声 $\mathbf{n}(t)$ 之间也是相互独立的.

2 构造代价函数

首先, 定义时延相关矩阵 $\mathbf{R}_x(t_k)$, 考虑到加性噪声在时间上是白的, 即 $E\{\mathbf{n}(t)\mathbf{n}(t+t_k)^T\} = 0$ $t_k \neq 0$ 那么

$$\mathbf{R}_x(t_k) = E\{\mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t+t_k)^T\} =$$

$$AE\{s(t)s(t+t_k)^T\}A^T=AR_s(t_k)A^T, \tag{3}$$

其中, $R_s(t_k)=E\{s(t)st+t_k)^T\}$ 是对角阵. 若分离矩阵 $W=PA^{-1}$, 其中 P 是一广义置换矩阵, 那么

$$\begin{aligned} &WR_x(t_k)W^T-\text{diag}(WR_x(t_k)W^T)= \\ &PR_s(t_k)P^T-\text{diag}(PR_s(t_k)P^T)=0 \end{aligned} \tag{4}$$

其中, 对任意矩阵 M , $\text{diag}(M)$ 表示对角阵, 它的主对角线上的元素与矩阵 M 的主对角线上的元素相同. 根据以上的分析, 当分离矩阵 $W=PA^{-1}$ 时, 式 (5) 取最小值

$$\begin{aligned} C_{LS}(W)=\sum_{k=1}^K\left\|WR_x(t_k)W^T-\right. \\ \left.\text{diag}(WR_x(t_k)W^T)\right\|_F^2, \end{aligned} \tag{5}$$

其中 $\|\cdot\|_F^2$ 表示 Frobenius 范数的平方. $W=0$ 也是 $C_{LS}(W)=0$ 的解, 为了避免算法收敛到这个无意义解, 需要对 W 作一定的限制, 得到修正后的代价函数

$$\begin{aligned} C'_{LS}(W)=\sum_{k=1}^K\left\|WR_x(t_k)W^T-\right. \\ \left.\text{diag}(WR_x(t_k)W^T)\right\|_F^2+ \\ \rho\text{tr}[\text{diag}^2(WW^T-I)], \end{aligned} \tag{6}$$

其中, 对任意矩阵 M , $\text{tr}(M)$ 表示矩阵的迹, ρ 是一个正的系数. $C'_{LS}(W)$ 还可以写成

$$\begin{aligned} C'_{LS}(W)=\sum_{k=1}^K\left\{\text{tr}[WR_x(t_k)W^T](WR_x(t_k)W^T)^T\right]- \\ \text{tr}[\text{diag}^2(WR_x(t_k)W^T)]\}+\rho\text{tr}[\text{diag}^2(WW^T-I)]. \end{aligned} \tag{7}$$

3 拟牛顿算法

估计分离矩阵 W 的迭代过程如下:

第 1 步 初始化迭代次数 ite 和分离矩阵 W : $ite=1; W=W^0$;

第 2 步 求 $W=\text{agmin}_wC'_{LS}(W)$;

第 3 步 $ite=ite+1$, 如果 ite 大于设定的最大迭代次数 $max\,ite$, 那么算法停止, 否则转到第 2 步. 迭代过程的核心步骤是第 2 步, 用拟牛顿法估计 W 使 $C'_{LS}(W)$ 最小, 拟牛顿法描述为

$$W^{k+1}=W^k+l^kZ^k, \tag{8}$$

$$Z^k=-H^kG^k, \tag{9}$$

其中, 矩阵的上标 k 表示迭代的次数.

$$H^0=I \tag{10}$$

$$G^k=\nabla C'_{LS}(W^k)=2\sum_{k=1}^K\left\{W^kR_x(t_k)W^{kT}W^kR_x^T(t_k)+\right.$$

$$\begin{aligned} &W^kR_x^T(t_k)W^{kT}W^kR_x(t_k)+\text{diag}(W^kR_x(t_k)W^{kT}) \\ &\left.(W^kR_x(t_k)+W^kR_x^T(t_k))\right\}+ \\ &4\rho\text{diag}(W^kW^{kT}-I)W^k, \end{aligned} \tag{11}$$

用 H^k 来逼近 H^{-1} , H^0 的初始值为单位矩阵 I , G^k 表示代价函数 $C'_{LS}(W^k)$ 的第 k 次迭代的导数. 在该算法中, 步长 l^k 的计算是很重要的, 步长 l^k 是使得代价函数 $C'_{LS}(W^k+l^kZ^k)$ 最小的值, 即

$$C'_{LS}(W^k+l^kZ^k)=\min_{l>0}C'_{LS}(W^k+lZ^k). \tag{12}$$

为了避免求矩阵 H^{-1} , 而考虑用另一矩阵 H^k 来近似的替代 H^{-1} , 并保持一定的收敛速度. 具体构造为

$$\Delta W=W^{k+1}-W^k, \tag{13}$$

$$\Delta G=G^{k+1}-G^k, \tag{14}$$

$$R^k=H^k\Delta G, \tag{15}$$

$$H^{k+1}=H^k+\frac{\Delta W\Delta W^T}{\Delta W^T\Delta G}-\frac{R^kR^{kT}}{\Delta GH\Delta G} \tag{16}$$

拟牛顿迭代法中止的条件可以是 $\|C'_{LS}(W^{k+1})\|_F<\varepsilon$, ε 为一正数, 在本算法中, 当迭代进行了 N 次仍未中止, 则要把 W^k 作为初始点重新开始迭代, 这是为了减少误差积累而造成的影响. 还有一种简单的方法是: 迭代过程中迭代到第 ite 次, 迭代过程中止.

4 仿真结果及其分析

为了定量表示算法的分离效果, 采用式 (17) 所示的性能指数

$$P_{\text{index}}=\sqrt{C_{LS}(W)}, \tag{17}$$

对 4 个语音信号形成 4 个混叠信号的盲信号分离. 4 个语音信号来自 www.ac.upe.es/homes/pau 源信号波形如图 1 所示.

本算法迭代过程中, 分离矩阵 W 的初始值 W^0 为单位矩阵. 时延相关矩阵的数目为 20 即 $K=20$ 时间延迟值设为 $t_k=k+1, k=1, \dots, K$. 求 $W=\text{agmin}_wC'_{LS}(W)$ 的拟牛顿方法的迭代过程中, 以迭代次数是否大于某个设定的值 ite 作为终止条件. 仿真计算中, 取 $ite=3\,000$. 混叠矩阵 A 由 Matlab 随机函数命令 `rand()` 生成: `rand('state', 8); A=rand(4,4)-.5`

$$A=\begin{bmatrix}-0.4660 & 0.4909 & 0.4658 & 0.3711 \\ -0.0450 & -0.2444 & 0.2584 & -0.4989 \\ -0.3714 & 0.1009 & 0.1737 & 0.4111 \\ -0.2186 & 0.3829 & -0.3423 & -0.2312\end{bmatrix}$$

其混叠信号的波形图如图 2 所示.

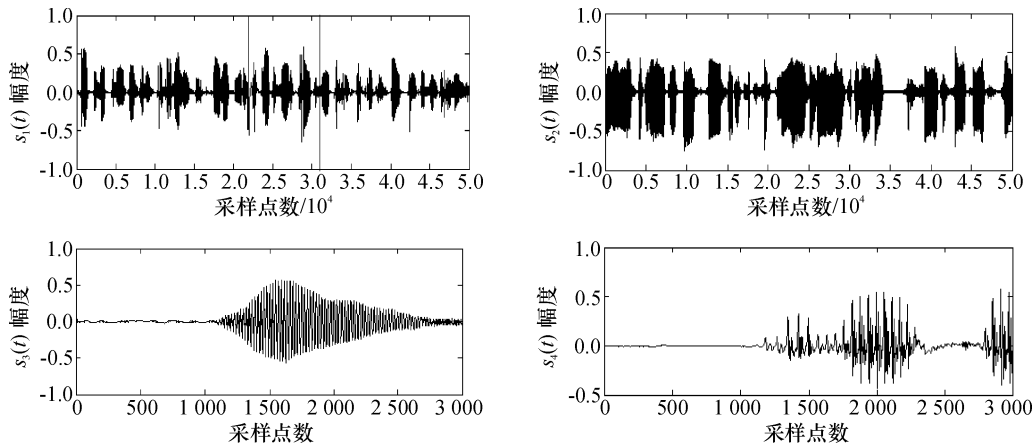


图 1 四个语音信号波形图

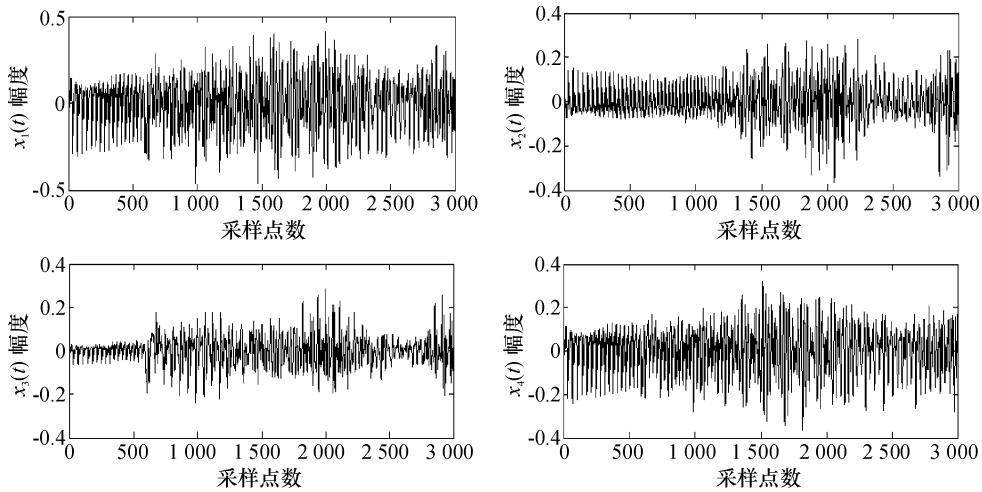


图 2 4个混叠信号波形图

由本算法产生的收敛速度如图 3 纵坐标 P 表示性能指数, 横坐标 T 表示程序运行所花的 CPU 时间, 单位为 s

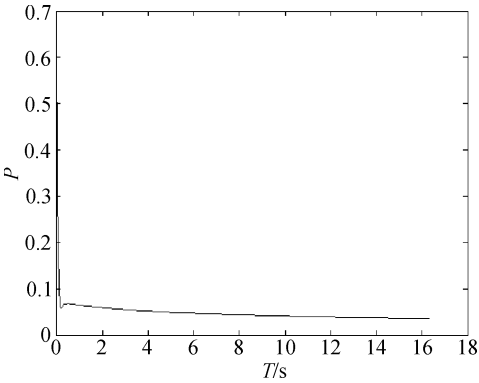


图 3 算法收敛速度曲线

从图 3中可以看出, 本文中提出的 QUA 算法的收敛速度很快, 而且收敛的周期较短.

5 结论

收敛速度是衡量一种盲信号分离算法性能优劣的主要参数之一. 拟牛顿法因具有计算量小、收敛速

度快等特点而倍受人们关注. 本文中的算法以相关矩阵的联合对角化构造代价函数, 基于拟牛顿法直接对分离矩阵进行估计, 算法的收敛速度快, 试验结果验证了其有效性.

本文算法是针对瞬时混合的盲分离模型提出的, 经过适当的推广, 如何运用到卷积混合的盲分离模型中? 另外, 对于欠定的盲分离模型, 该算法对分离矩阵的估计还需要作其他形式的修改, 而算法的性能会有什么区别? 这些是下一步需要研究的内容.

参考文献:

[1] Belouchiani A, Merain K A, Cardoso J F, et al A blind source separation technique using second-order statistics [J]. IEEE Trans Signal Processing 1997, 45 (2): 434-444

[2] Cardoso J F, Souloumiac A. Blind beamforming for non-Gaussian signals[J]. IEE Proceedings-F, 1993, 140(6): 362-370

[3] Yeredor A. Non-orthogonal joint diagonalization in the least-squares sense with application in blind source separation[J]. IEEE Trans Signal Processing 2002, 50(7):

1545-1553

[4] Parra L, Spence C. Convolutional blind separation of non-stationary sources[J]. IEEE Trans Speech and Audio Processing 2000, 8(3): 320-327.

[5] Joho M, Rahbar K. Joint diagonalization correlation matrices by using Newton methods with application to blind signal separation[C]. Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop Proceedings. Rosslyn, VA, USA, 4-6 Aug. 2002 403-407.

[6] Tong L, Liu R W, Soon V C, et al. Indeterminacy and identifiability of blind identification[J]. IEEE Trans Circuits and Systems 1991, 38 (5): 499-509

Blind Signal Separation Algorithm Based on Quasi-Newton

JIAN Ke LU Hai-lin

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

Abstract This paper proposes a new blind signal separation algorithm which uses joint diagonalization of correlation matrices as the cost function, and separates source signal based on quasi-Newton's DFP method. The algorithm improves the convergence rate. Validity and performance of the proposed algorithm are demonstrated by extensive computer simulations.

Key words blind signal separation; quasi-Newton method; joint diagonalization

(上接第 92 页)

5 结束语

针对不同背景对人脸定位的影响问题, 提出通过消除背景区域进行人脸检测的方法. 本文对消除人脸图像背景的方法进行了深入研究, 通过分析背景区域与人脸区域的肤色特征和几何特征, 对不同的几何特征采用不同的检测方法, 有效地去除图像的背景, 获得人脸的候选区域. 实验表明当背景区域逐步减少, 对人脸检测的干扰也相应降低, 从而能快速捕获人脸的候选区域, 提高人脸检测的速度和精

度, 取得较理想的效果.

参考文献:

[1] 李刚, 高政. 人脸检测技术研究与发展[J]. 计算机与现代化, 2004, 18(4): 7.

[2] 王良民, 张建明, 詹永照, 等. 人脸检测研究现状和发展[J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2003, 24(3A): 76-78.

[3] 何东健, 耿楠, 张义宽. 数字图像处理[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2005 207-208.

[4] 田薇, 庄镇泉. 基于 HSV 色彩空间的自适应肤色检测[J]. 计算机工程与应用, 2004, 39(14): 82-83.

Face Detection Based on Elimination of Background

ZHANG Chao-yang PAN Bao-chang ZHENG Sheng-lin PENG Shao-hu

(Faculty of Information Engineering Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006 China)

Abstract Because picture background has great influence on the people face detection, this article proposes a method of face detection by eliminating the background. It studies the skin color characteristics and the geometry characteristics of the picture regions and carries on the classification according to the background regions geometry characteristics. Using the corresponding methods that are based on different geometry characteristics can effectively remove the background and realize the fast face detection. Experimental result proves that this way can effectively enhance the efficiency and the precision of detection.

Key words complexion partitioning; rectangle degree; circularity degree; outline proportion