

基于 Givens 变换矩阵的时间结构信号盲源分离新算法

赵礼翔¹ 刘国庆²

(南京工业大学电子与信息工程学院 南京 211816)¹ (南京工业大学理学院 南京 211816)²

摘要 对于时间结构信号的盲源分离(Blind Source Separation, BSS), 独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)是十分有效的方法。在对观测信号白化处理后, ICA 的关键是寻找去除高阶相关性的正交分离矩阵。鉴于任意维数正交矩阵可以表示为 Givens 变换矩阵的乘积, 提出了一种新的时间结构信号盲源分离算法。首先, 利用 Givens 变换矩阵参数化表示正交分离矩阵, 减少了要估计参数的个数; 其次, 以多步时延协方差矩阵的联合近似对角化为目标函数, 将盲源分离问题转化为无约束优化问题, 并利用拟牛顿法中的 BFGS 算法对 Givens 变换矩阵中的参数进行估计, 得到分离矩阵; 最后, 以实际的混合语音信号分离做仿真实验, 验证了该算法对时间结构信号的盲源分离是有效的。

关键词 盲源分离, 时间结构, 独立成分分析, 正交矩阵, Givens 变换矩阵

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.12.017

Novel Algorithm of Blind Source Separation with Temporal Structure Based on Givens Transformation Matrix

ZHAO Li-xiang¹ LIU Guo-qing²

(College of Electronics and Information Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China)¹

(College of Science, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China)²

Abstract Independent Component Analysis (ICA) is an efficient method to solve the Blind Source Separation (BSS) problem with temporal structure. The key to ICA for whiten observation signals is to find an orthogonal matrix to throw away high-order redundancy between components. Given this problem, we proposed the parametric representation of orthogonal matrix in arbitrary dimension using Givens transformation matrix. Based on this, a new separation algorithm was proposed. Firstly, we decreased the number of parameters to be estimated by parameterizing the orthogonal matrix using Givens transformation matrix. Secondly, we converted the BSS problem into an unconstrained optimization problem, where the object function is the joint approximate diagonalization of multistep delayed covariance matrices. In order to estimate the parameters in orthogonal matrix, BFGS algorithm of quasi-Newton method was provided solving the unconstrained optimization problem. Finally, the separation for real mixed voice signals shows the effectiveness of our algorithm.

Keywords Blind source separation, Temporal structure, Independent component analysis, Orthogonal matrix, Givens transformation matrix

1 引言

近年来,盲源分离(Blind Source Separation, BSS)已经成为信号处理领域研究的热点问题,在语音处理^[1]、生物医学信号处理^[2]、无线通信^[3]、压缩感知^[4]、神经网络^[5]等领域都有着广泛的应用。盲源分离是指在无法精确获知信号的理论模型和源信号的情况下,仅利用混合信号(观测信号)分离出源信号的过程。

在信号处理领域中,许多源信号都具有时间结构,如生物医学信号、语音信号和音乐信号等,因而时间结构信号盲源分离受到许多学者的关注,产生了一系列具有代表性的算法,如

AMUSE^[6]算法、SOBI^[7]算法和 JADE^[8]算法等。具有时间结构的信号通常被称为时间信号或时间序列,时间信号不同于一般的随机信号,它的时序结构有助于更好地分离源信号。利用时序结构特性, Wang 等^[9]提出了一种基于二阶统计信息的盲源分离算法,该算法对多步时延协方差矩阵的平均值进行联合近似对角化来分离源信号。但是并没有将分离矩阵的正交性作为问题的内在约束,而是将分离矩阵当成一个一般的矩阵来估计,在每次迭代的过程中再对得到的分离矩阵正交化,显然这样增加了算法的时间复杂度。

除了利用时间信号的时序结构外,独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)是解决时间结构信号盲源

到稿日期:2014-01-07 返修日期:2014-03-23 本文受江苏省自然科学基金(BK2011238),南京气象雷达开放实验室研究基金(BJG201103)资助。

赵礼翔(1991—),男,硕士,主要研究方向为盲源分离, E-mail: lixiangzhao0104@126.com; 刘国庆(1966—),男,博士,教授,主要研究方向为图像处理、数据融合和雷达信号处理。

分离问题的另外一种非常有效的方法。在独立成分分析中,白化预处理可以使得所要求的分离矩阵退化成一个去除了二阶相关性的正交矩阵。剩下工作的关键就是寻找去除高阶相关性的正交矩阵。汤影等^[10]通过观测正交矩阵的几何结构,找到了任意维数随机正交矩阵的参数表示,但没有给出显式的表达式,且该方法通过每次求出一组线性无关的向量,再对这组向量正交化,来逐次提取出独立成分。这样的串行运算可能会造成误差的积累,进而影响独立成分的分离。

本文结合时间序列的时序结构和传统独立成分分析的思想,提出了一种改进的时间结构信号盲源分离算法。该算法首先给出了在任意维数下利用 Givens 变换矩阵参数化表示正交矩阵的显式表达式,使得优化变量个数至少减少了一半,进而减少了算法的计算量,这在大规模盲源分离问题中将起到重要作用。同时,由于正交性约束已经体现在参数中,不需要另外添加约束条件,因此以多步时延协方差矩阵的联合近似对角化为目标函数,将盲源分离问题转化成无约束优化问题。在此基础上,利用拟牛顿法中的 BFGS 算法对参数化正交矩阵中的参数进行估计,得到了分离结果。最后,真实语音混合信号的分离实验验证了本文提出的分离算法的有效性。

2 利用 Givens 变换矩阵参数化表示任意维数正交矩阵

Givens 变换矩阵^[11]定义如下:

$$G(p, q, \theta_{p,q}) = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & c & \cdots & -s & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & s & \cdots & c & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}_{n \times n} \quad (1)$$

$G(p, q, \theta_{p,q})$ 是 $n \times n$ 阶方阵,式(1)中的 $c = \cos(\theta_{p,q})$ 和 $s = \sin(\theta_{p,q})$ 出现在第 p 行和第 q 行与第 p 列和第 q 列的交叉点上。因此, Givens 变换矩阵的所有非零元数定义如下:

$$\begin{aligned} G_{kk} &= 1 \text{ for } k \neq p, q \\ G_{pp} &= c \\ G_{qq} &= c \\ G_{pq} &= -s \\ G_{qp} &= s \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $1 \leq p \leq n, p < q \leq n$ 。

众所周知,在 n 维空间共有 $C_n^2 = n(n-1)/2$ 个平面, (p, q) 也共有 $n(n-1)/2$ 种排列组合方式,显然 (p, q) 可以唯一确定 n 维空间的一个平面。Givens 变换矩阵的作用就是进行 Givens 旋转,乘积 $G(p, q, \theta_{p,q})^T \mathbf{x}$ 表示向量 $\mathbf{x}$ 在 (p, q) 平面逆时针旋转 $\theta_{p,q}$ 弧度。

为了利用 Givens 变换矩阵参数化任意维数正交矩阵,现给出如下定理:

定理 1 任意的 n 阶正交矩阵 $\mathbf{Q}_{n \times n}$, 存在 $N = n(n-1)/2$ 个 Givens 变换矩阵 $G(p, q, \theta_{p,q})$, 使得

$$\mathbf{Q}_{n \times n} = \prod_{\substack{1 \leq p < q \leq n \\ p < q \leq n}} G(p, q, \theta_{p,q}) \quad (3)$$

为了估计分离矩阵,传统的盲源分离算法如 FastICA^[12]、JADE^[8]等最终都需要估计正交矩阵中的 n^2 个变量,而定理

1 使得正交矩阵可以由 $n(n-1)/2$ 个 Givens 矩阵参数化表示,变量个数由 n^2 减少至 $n(n-1)/2$,进而减少了算法的计算量。然而为了表示一个正交矩阵需要有 $n(n-1)/2$ 个矩阵相乘,表面上非常复杂,但由于每一个相乘的矩阵都是 Givens 变换矩阵,因此相乘的计算量并不大。此外,在后面参数进行求导运算时,由于参数是分离的,求导很简单,计算工作量也不大。

为了方便起见,本文规定 (p, q) 排列组合顺序如下:

$$(n-1, n), (n-2, n), (n-2, n-1), \dots, (1, n), \dots, (1, 3), (1, 2)$$

如图 1 所示, (p, q) 的取值范围是在对角线的上方,以从下往上从右至左的顺序排列。

令

$$G_1(\theta_1) = G(n-1, n, \theta_{n-1, n}),$$

$$G_2(\theta_2) = G(n-2, n, \theta_{n-2, n}),$$

$\vdots$

$$G_N(\theta_N) = G(1, 2, \theta_{1, 2})$$

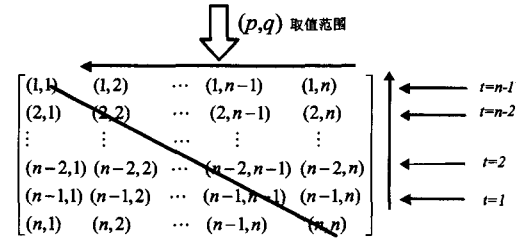


图 1 (p, q) 取值范围

下面说明如何推导出 $G_l(\theta_l) (1 \leq l \leq N)$, 即第 l 个 Givens 变换矩阵对应于哪个 (p, q) 平面上的旋转变换。

由图 1 所示, 设 $(n-1, n)$ 为第 1 行, $(n-2, n-1), (n-2, n)$ 为第 2 行, 依此类推, $(1, 2), \dots, (1, n-1), (1, n)$ 为第 $n-1$ 行, 则对于第 l 个 (p, q) , 必然存在 $1 \leq t \leq n-1 (t \in \mathbb{Z}^+)$, 使得其位于第 t 行, 即

$$\frac{t(t-1)}{2} < l \leq \frac{t(t+1)}{2} \quad (1 \leq t \leq n-1, t \in \mathbb{Z}^+) \quad (4)$$

由于第 l 个 (p, q) 位于第 t 行, 显然

$$p = n - t \quad (5)$$

$$q = n - [l - \frac{t(t-1)}{2}] + 1 \quad (6)$$

则定理 1 可以表示成:

$$\mathbf{Q}_{n \times n} = \prod_{l=1}^N G_l(\theta_l) \quad (7)$$

其中:

$$G_l(\theta_l) = G(p, q, \theta_{p,q}) \quad (8)$$

式中, p, q 由式(4)~式(6)确定, $\theta_l = \theta_{p,q}, N = \frac{n(n-1)}{2}$ 。

3 具有时间结构的盲源分离模型

具有时间结构的盲源分离模型可以表示为:

$$\vec{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A} \vec{\mathbf{s}}(t) + \vec{\mathbf{\xi}}(t) \quad (9)$$

其中, $\vec{\mathbf{s}}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T, t = 1, 2, \dots, m, \vec{\mathbf{s}}(t)$ 是源信号, $\mathbf{A}$ 是一个 $m \times n$ 维常数混合矩阵, $\vec{\mathbf{x}}(t)$ 是观测信号, $\vec{\mathbf{\xi}}(t)$ 是噪声信号。为了简化模型, 常常略去噪声, 同时假设 $m = n$ 且 $\mathbf{A}$ 是可逆的。

此时有

$$\vec{x}(t) = A\vec{s}(t), m=n \quad (10)$$

设 A 的逆矩阵为 W , 通常称 W 为分离矩阵, 则

$$\vec{s}(t) = W\vec{x}(t) \quad (11)$$

盲源分离的目标就是从观测信号 $\vec{x}(t)$ 出发估计出混合矩阵 A 或分离矩阵 W 。

由于本文针对的是时间结构信号盲源分离问题, 其源信号是时间序列, 利用时间序列在不同时延下的协方差可以更好地分离源信号。

时间序列 $z(t)$ 的时延协方差矩阵^[13] 定义为:

$$R_{zz}(\tau) = E\{z(t)z(t-\tau)^T\} \quad (12)$$

其中, τ 是时延。

由式(11)、式(12)可得, 源信号的时延协方差矩阵为:

$$R_{ss}(\tau) = WR_{xx}(\tau)W^T \quad (13)$$

其中, $R_{xx}(\tau)$ 是观测信号 $\vec{x}(t)$ 的时延协方差矩阵, 由于源信号是统计独立的, 所以原则上 $R_{ss}(\tau)$ 是一个对角矩阵, 因此可以以联合近似对角化 $\hat{W}R_{xx}(\tau)\hat{W}^T$ (注: 如未作特殊说明, $\hat{W}$ 一律表示 W 的估计矩阵, 下同) 为目标函数来估计分离矩阵。

4 基于 Givens 变换矩阵的时间结构信号盲源分离新算法

对于时间结构信号盲源分离问题, 不同的时延协方差矩阵为估计分离矩阵提供了更多的信息, 故本文采用多步时间延迟, 原则上是希望多步时延协方差矩阵同时是对角化的, 但这并非总是可能的。因此, 这里把所达到的对角化程度表示成函数, 并寻找其极值。一个简单的度量方法是采用下面的算子^[14]:

$$off(M) = \sum_{i \neq j} m_{ij}^2 \quad (14)$$

式(14)给出了 M 的非对角元素的平方和。

利用式(14)的算子, 对多步时延协方差矩阵进行联合近似对角化, 得:

$$\min I(\theta) = \sum_{\tau=1}^K \left(\sum_{i \neq j} r_{ij}^2(\tau) \right) \quad (15)$$

其中, θ 为 $N=n(n-1)/2$ 个旋转角度构成的列向量, $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T$, $r_{ij}(\tau) = (\hat{W}R_{xx}(\tau)\hat{W}^T)_{ij}$, $\hat{W} = \prod_{l=1}^N G_l(\theta_l)$, $G_l(\theta_l)$ 由式(8)确定, K 为最大时延。

由于式(15)是非线性无约束优化问题, 因此本文采用拟牛顿法中的 BFGS 算法^[15] 求解。

BFGS 算法需要计算目标函数的梯度, 该梯度定义为:

$$\mathbf{g} = \frac{\partial I}{\partial \theta} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{g} = [g_1, g_2, \dots, g_N]^T$ 。

显然,

$$g_k = \frac{\partial I}{\partial \theta_k} = 2 \sum_{\tau=1}^K \left(\sum_{i \neq j} r_{ij}(\tau) \frac{\partial r_{ij}(\tau)}{\partial \theta_k} \right) (1 \leq k \leq N) \quad (17)$$

由式(17)知, 现只需求出 $\frac{\partial r_{ij}(\tau)}{\partial \theta_k}$ 即可。

为方便起见, 将矩阵 $\hat{W}$ 表示成由向量构成的形式, 即

$$\hat{W} = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n]^T \quad (18)$$

其中, $\beta_i = [\hat{W}_{i1}, \hat{W}_{i2}, \dots, \hat{W}_{in}]$ 。则可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial r_{ij}(\tau)}{\partial \theta_k} &= \frac{\partial (\hat{W}R_{xx}(\tau)\hat{W}^T)_{ij}}{\partial \theta_k} = \frac{\partial (\beta_i R_{xx}(\tau) \beta_j^T)}{\partial \theta_k} \\ &= \frac{\partial \beta_i}{\partial \theta_k} R_{xx}(\tau) \beta_j^T + \beta_i R_{xx}(\tau) \frac{\partial \beta_j^T}{\partial \theta_k} \\ &= \frac{\partial \beta_i}{\partial \theta_k} R_{xx}(\tau) \beta_j^T + \beta_i R_{xx}(\tau) \left(\frac{\partial \beta_j}{\partial \theta_k} \right)^T \end{aligned} \quad (19)$$

不妨令 $d_i(k) = \frac{\partial \beta_i}{\partial \theta_k}$, 则

$$d_i(k) = \begin{cases} \frac{\partial G_1(\theta_1)[i, :]}{\partial \theta_1} \prod_{l=2}^N G_l(\theta_l), & k=1 \\ G_1(\theta_1)[i, :] \prod_{l=2}^{k-1} G_l(\theta_l) \frac{\partial G_k(\theta_k)}{\partial \theta_k} \prod_{l=k+1}^N G_l(\theta_l), & 1 < k \leq N \end{cases} \quad (20)$$

其中, $G_l(\theta_l)[i, :]$ 表示 $G_l(\theta_l)$ 的第 i 行。

至此, 目标函数的梯度可以由式(16)一式(20)得到。

基于以上理论, 现给出本文提出的分离算法的流程:

注: 如未作特别说明, 算法流程中的下标 k 一律表示第 k 次迭代。

步骤 1 对观测信号 $\vec{x}(t)$ 进行中心化和白化;

步骤 2 给定控制误差 ϵ ;

步骤 3 给定初始点 θ_0 (本文实验取 $\theta_0 = [0, 0, \dots, 0]^T$, 显然 θ_0 可以保证线性不相关), 初始矩阵 H_0 (本文实验取单位矩阵), 最大时延 K (本文实验取 $K=20$), 计算 g_0 , 令 $k=0$;

步骤 4 计算 $p_k = -H_k g_k$;

步骤 5 由精确一维搜索确定步长 α_k , $I(\theta_k + \alpha_k p_k) = \min_{\alpha \geq 0} I(\theta_k + \alpha p_k)$;

步骤 6 令 $\theta_{k+1} = \theta_k + \alpha_k p_k$;

步骤 7 若 $\|g_{k+1}\| \leq \epsilon$, 则 $\theta^* = \theta_{k+1}$; 否则令 $u_k = \theta_{k+1} - \theta_k$, $v_k = g_{k+1} - g_k$;

步骤 8 计算 $\omega_k = (v_k^T H_k v_k)^{-\frac{1}{2}} \left(\frac{u_k}{v_k^T u_k} - \frac{H_k v_k}{v_k^T H_k v_k} \right)$

由 BFGS 修正公式得

$$H_{k+1} = H_k - \frac{H_k v_k v_k^T H_k}{v_k^T H_k v_k} + \frac{u_k u_k^T}{v_k^T u_k} + \omega_k \omega_k^T; \text{令 } k = k+1, \text{ 转步骤 4。}$$

BFGS 算法本质是 Broyden 族拟牛顿算法, 在 Broyden 族拟牛顿算法中, 若初始矩阵 H_0 正定, 则整个矩阵列 $\{H_k\}$ 都是正定的, 而保持矩阵 H_k 的正定性, 也就确保了算法的下降性且具有超线性收敛速度^[15]。在本文提出的分离算法中, 初始矩阵 H_0 取单位矩阵, 显然初始矩阵是正定的, 因此该分离算法是收敛的且具有超线性收敛速度。另外, 由于 BFGS 算法的计算复杂度为 $O(n^2)$, 与直接估计正交矩阵相比, 显然定理 1 使得算法的计算量大约变为原来的 $1/4$ 。

5 算法实验及其分析

为了验证算法的有效性, 本文采集 3 组真实语音信号作

为源信号 (见图 2), 再选择三阶可逆方阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 3 & 1 & 2 \\ 2 & 3 & 1 \end{bmatrix}$ 对源

信号进行混合 (见图 3), 然后利用本文算法对观测信号 (混合信号) 进行分离, 得到了分离信号 (见图 4)。

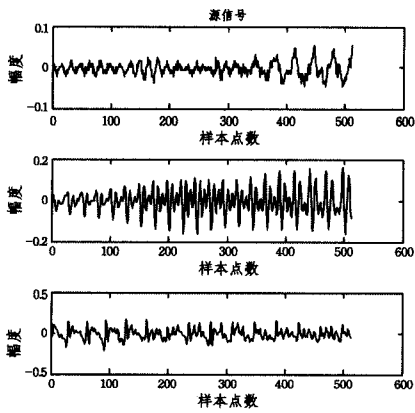


图2 3路源信号

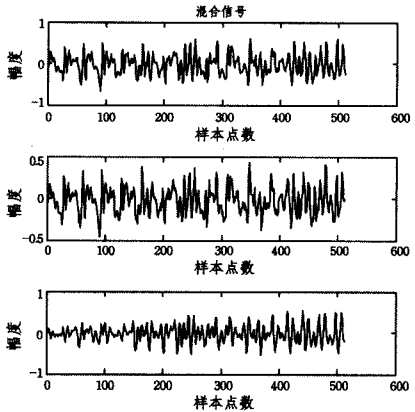


图3 3路混合信号

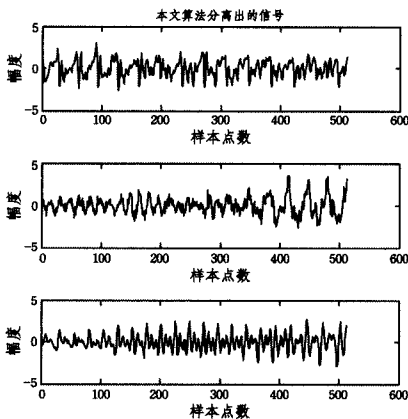


图4 本文算法得到的3路分离信号

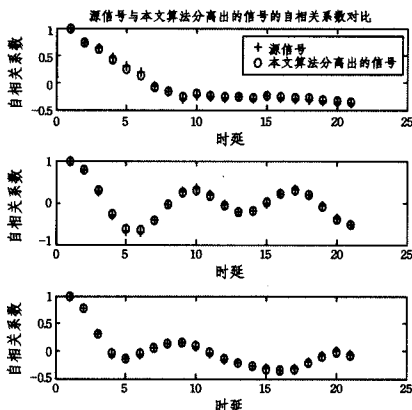


图5 源信号与本文算法分离出的信号的自相关系数对比
从图2与图4可以看出,本文提出的分离算法可以有效

地对基于时间结构的盲信号进行分离,相位和幅值上的差异是ICA自身原因造成的。

时间信号可以看作是一个平稳随机过程,则它的功率谱密度就是自相关函数的傅里叶变换,故时间信号的频谱特征可以很好地通过自相关系数来刻画。从图5可以看出本文算法分离出的信号自相关系数与源信号基本一致,分离效果较好。

为了更直观地验证算法的有效性,本文以相关系数^[16]作为评价标准,相关系数用以反映两个变量之间相关的程度,源信号 $s(t)$ 与分离信号 $y(t)$ 之间的相关系数定义如下:

$$\rho_{ij} = \rho(y_i, s_j) = \frac{\sum_{t=1}^T y_i(t) s_j(t)}{\sqrt{\sum_{t=1}^T y_i^2(t) \sum_{t=1}^T s_j^2(t)}} \quad (21)$$

式中, T 为样本点数, $|\rho_{ij}| \leq 1$ 。若 $|\rho_{ij}| = 1$ 说明分离信号和源信号一致,只存在幅值上的差异;若 $|\rho_{ij}| = 0$,则说明 y_i 和 s_j 相互独立。由此可得分离算法性能判断准则:若相关系数构成的相关矩阵的每行每列有且仅有一个元素的模接近于1,其余元素都接近于0,则说明分离效果较好。

源信号与本文算法分离出的3路信号之间的相关系数如表1所列。

表1 源信号与本文算法分离出的信号之间的相关系数

源信号	分离信号		
	1路	2路	3路
1路	0.1553	0.9393	0.1904
2路	-0.1068	0.2179	-0.9683
3路	-0.9768	0.1865	0.0924

表1表明,3路源信号与本文算法分离出的3路信号的相关系数构成了相关系数矩阵,该相关系数矩阵每行每列只有一个元素的模接近于1,其余元素都接近于0,表明本文提出的分离算法能够较好地分离出源信号,进一步验证了该算法的有效性。

本文算法与其它BSS算法,如KernelICA算法^[17]、JADE算法^[8]、FastICA算法^[12]进行了比较,仍以相关系数为统计性能指标,如表2所列。其中 $CC_i (i=1,2,3)$ 表示第 i 个源信号与其对应的分离信号的相关系数,“Mean”表示相关系数的模的均值。由表2可知,本文算法的相关系数的模比其它算法更接近于1,分离效果最好。

表2 本文算法与经典BSS算法分离性能的比较

算法	CC1	CC2	CC3	Mean
KernelICA	0.6703	0.7074	0.9861	0.7879
JADE	-0.8704	-0.9406	0.9314	0.9141
FastICA	-0.7492	0.9250	0.8261	0.8334
本文算法	0.9393	-0.9683	-0.9768	0.9587

结束语 针对时间结构信号盲源分离问题,ICA是非常有效的一种方法。在ICA中,白化是非常重要的预处理步骤,它把对分离矩阵的搜索范围限制在正交空间。在此基础上,本文利用Givens变换矩阵给出了任意维数下正交矩阵的参数化方法,减少了优化变量个数,这在大规模盲源分离问题中将起到重要作用。且由于参数对应的是Givens变换矩阵,因此虽然有很多矩阵相乘,但计算工作量并不大。剩下的工

(下转第90页)

结束语 本文设计了一种针对 Ad hoc 网络 TCP/UDP 混合流的 PI 限速队列控制器。该算法能针对非视频 UDP 业务流进行限速。仿真结果表明,在 Ad hoc 网络中,PI 限速算法比 PI 算法提高了 0.98dB 的峰值信噪比。基于限速的 AQM 控制器在保证 UDP 视频传输质量的同时,能够把混合流队列维持在更稳定的状态,兼顾了混合流的总体性能。

参 考 文 献

- [1] 张永敏,徐伟强,黄炯,等. Ad hoc 网络节能型功率控制与拥塞控制的跨层优化[J]. 软件学报,2013,24(4):900-914
- [2] 陈亮,张宏. 基于 TCP 的无线自组网 AQM 建模[J]. 控制理论与应用,2011,28(7):956-962
- [3] 汪浩,李晓明,严伟,等. 具有最小时间加权平方误差积分的主动队列管理算法 ISTE-PI[J]. 计算机学报,2012,35(5):951-963
- [4] 裴杨姣,卢汉成,洪佩琳. 无线环境下具有实时约束的主动队列管理机制[J]. 电子与信息学报,2013,35(5):1069-1075
- [5] 朱海婷,丁伟,缪丽华,等. UDP 流量对 TCP 往返延迟的影响[J]. 通信学报,2013,34(1):19-29
- [6] 蔡小玲,范新丽. 不同队列管理机制对多媒体传输品质的影响[J]. 计算机应用,2009,29(12):24-26
- [7] 杨巧宁,胡友山,赵淑清,等. 基于实时媒体服务质量的主动拥塞控制[C]//第十九届中国(天津)'2005IT、网络、信息技术、电

子、仪器仪表创新学术会议论文集. 天津:中国电子学会,2005:179-186

- [8] Xu Kai-xin, Mario G, Qi Lan-tao, et al. TCP Unfairness in Ad hoc Wireless Networks and a Neighborhood RED Solution[J]. Wireless Networks,2005,11(4):383-399
- [9] Huang Ying-song, Mao Shi-wen, Scott M. A Control Theoretic Approach to Rate Control for Streaming Videos[J]. IEEE transactions on multimedia,2009,11(6):1072-1081
- [10] Hu Wu-hua, Xiao Gao-xi. Comments on A Control-Theoretic Approach to Rate Control for Streaming Videos [DB/OL]. [2013-12]. <https://docs.google.com/file/d/0B28hHvcfCgUb2lXVTNjaW16T2M/edit?usp=sharing&pli=1>
- [11] Ke Chin-heng, Shieh Ce-kuen, Hwang Wen-shyang, et al. An Evaluation Framework for More Realistic Simulations of MPEG Video Transmission[J]. Journal of Information Science and Engineering,2008,24(2):425-440
- [12] Santos C, Ribeiro E, Pedroso C. The application of neural networks to improve the quality of Experience of video transmission over IP networks[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2014,27(1):137-147
- [13] 张瑶,吴逸伦,彭伟. 基于用户身份认证的网络服务质量保障模型[J]. 重庆理工大学学报:自然科学版,2014,28(3):116-121

(上接第 81 页)

作就是估计 Givens 变换矩阵中旋转的角度参数。鉴于本文针对的是时间结构信号盲源分离问题,所以以多步时延协方差矩阵的联合近似对角化为目标函数,构造了一个非线性无约束优化问题,由于拟牛顿法中的 BFGS 算法对该非线性无约束优化问题具有超线性收敛速度,且收敛性较好,因此本文随后利用 BFGS 算法来求解该优化问题,估计出旋转的角度参数。最后通过真实语音混合信号的分离实验验证了本文提出的分离算法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Koldovsky Z, Tichavsky P. Time-domain blind separation of audio sources on the basis of a complete ICA decomposition of an observation space [J]. Audio, Speech, and Language Processing, IEEE Transactions on,2011,19(2):406
- [2] Gao Jing-bo, Zhu Xu, Lin Hai, et al. Independent component analysis based semi-blind I/Q imbalance compensation for MIMO OFDM systems [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications,2010,9(3):914
- [3] Gao Jing-bo, Zhu Xu, Nandi A K. Independent component analysis for multiple-input multiple-output wireless communication systems [J]. Signal Processing,2011,91(4):607
- [4] Kleinstueber M, Shen H. Blind source separation with compressively sensed linear mixtures [J]. Signal Processing Letters, IEEE,2012,19(2):107
- [5] Xie Sheng-li, Yang Liu, Yang Jun-mei, et al. Time-frequency approach to underdetermined blind source separation [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,2012,23(2):306
- [6] Tong L, Soon V C, Huang Yih-fang, et al. AMUSE: A new blind

identification algorithm [C] // Circuits and Systems. New Orleans, LA: IEEE,1990:1784-1787

- [7] Belouchrani A, Abed-Meraim K, Cardoso J F, et al. A blind source separation technique using second-order statistics [J]. IEEE Transactions on Signal Processing,1997,45(2):434
- [8] Rutledge D N, Jouan-Rimbaud Bouveresse D. Independent Components Analysis with the JADE algorithm [J]. TrAC Trends in Analytical Chemistry,2013,50:22
- [9] Wang Jian-gong, Shen Yue-hong, Li Hui, et al. A Separation Algorithm for Sources with Temporal Structure Only Using Second-order Statistics [J]. Radioengineering,2013,22(3):861
- [10] 汤影, 李建平. 利用参数表示任意维数正交矩阵的 ICA 新算法 [J]. 自动化学报,2008,34(1):31
- [11] Watkins D S. Fundamentals of Matrix Computations (Second Edition) [M]. New York: John Wiley & Sons,2002:192-194
- [12] Langlois D, Chartier S, Gosselin D. An introduction to independent component analysis: InfoMax and FastICA algorithm [J]. Tutorials in Quantitative Methods for Psychology,2010,6(1):31
- [13] 曹军宏, 韦灼彬, 高屹, 等. 基于量子遗传算法的盲源分离时延优选 [J]. 计算机工程,2012,38(11):170
- [14] Hyvarinen A. Independence Component Analysis [M]. New York: John Wiley & Sons,2001:342-344
- [15] 解可新, 韩健, 林友联. 最优化方法 (修订版) [M]. 天津: 天津大学出版社,2004:114-123
- [16] Falie D, David L. Correlation coefficient based on independent component analysis [C] // 2012 9th International Conference on Communications (COMM). IEEE,2012:59-62
- [17] Bach F R, Jordan M I. Kernel independent component analysis [J]. The Journal of Machine Learning Research,2003,3:1