

基于 ICA 的盲信号分离正定性检验方法

张登科

(清华大学生物医学工程实验室, 北京 100084)

摘 要: 盲信号分离中, 判断观测信号个数与实际信源个数的关系对于信号分离算法的选择和算法效果的评估非常重要, 但目前还缺乏有效的方法对正定和欠定情况进行区分性检验. 针对这一问题, 本文提出两种检验方法. 第一种方法通过分析整个数据序列 ICA 分解输出分量之间的独立性来实现. 理论分析表明, 欠定条件下 ICA 分解输出分量之间必然不具有独立性, 而正定条件下, 只要源信号满足独立的前提假设, ICA 分解输出分量之间可以相互独立. 第二种方法中, 我们对数据序列不同位置添加等长时间窗, 根据 ICA 分解基向量的稳定性来检验正定性. 理论分析表明, 正定条件下不同窗口数据 ICA 分解的基向量都收敛到混合阵的基向量上, 而欠定条件下, 分解得到的基向量随不同时窗内源信号分布的变化而改变. 本文通过仿真实验, 证明了这两种方法的可行性.

关键词: 盲信号分离; 欠定; 正定性; 独立分量分析; 基向量稳定性

中图分类号: TN911.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 11-2303-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.11.025

Approaches for Checking Determinancy in ICA-Based BSS

ZHANG Deng-ke

(Laboratory of Neural Engineering, Tsinghua University, 100084, China)

Abstract: In a blind signal separation problem, for the purpose of algorithm selection and results evaluation, it is important to check the determinacy of the observation matrix. To the best of our knowledge, there is no available way to tell the determined case from the underdetermined one under the condition of full rank. To overcome this problem, we propose two methods based on ICA (independent component analysis) for determinacy check. In the first approach, we check the determinacy by looking into the independency of the output signals estimated by ICA. In theory, the outputs won't be independent in the underdetermined case, while in the determined case, the outputs will be independent if the source signals are independent. In the second approach, the observation data is windowed, and different windowed signal series are acquired by shifting the center of the rectangular window. when ICA is performed on the signal series, the basis vectors which are columns of the inverse of unmixing matrix are supposed to be stable in the determined case while unstable in the underdetermined case due to the variation of source signals' statistical distribution. Experimental results show that our methods achieved good performance.

Key words: blind source separation (BSS); underdetermined; determinacy; independent component analysis (ICA); stability of basis vectors

1 引言

盲信号分离^[1,2]的常用假设^[1,3]是:源信号之间统计独立,且源信号中至多有一个高斯信号.根据观测信号个数与实际信源个数的关系,观测信号阵分为超定、正定和欠定三种情况.这可以通过对观测信号阵求秩来进行初步分析,不满秩可以判断为超定^[4~7],满秩则可能是正定,也可能是欠定.满秩情况下,目前还没有提出有效方法检测观测信号阵的正定性,大部分理论分析都是在正定或欠定的假设前提下进行的.也有一些研究工作^[8~11]利用信号的稀疏特性进行欠定条件下的源数估

计,并取得较好的效果.但是很多情况下,信号的稀疏条件不能够满足,而且利用稀疏条件进行源数估计需要较长的观测数据.因此,当观测数据只满足基本假设或数据长度较短时,需要找到一种检验观测数据正定性的方法.正定性的检验对于信号分离算法的选择^[8,12]和信号分离结果有效性的评估非常重要.

为了解决正定性的检验问题,本文对正定和欠定条件下信号分离的一些基本规律进行了研究,并据此提出两种方法来实现正定和欠定的判别.这两种方法分别利用独立分量分析(ICA)分解基向量的稳定性以及各输出分量之间的独立性来作为判据.

独立分量分析是盲信号分离的一种方法,可以用图1所示的“混合-解混”模型来描述.假定输入信号为矩阵为 $\mathbf{S}_{M \times n}$,混合矩阵为 $\mathbf{A}_{N \times M}$,观测信号输出为 $\mathbf{x}_{N \times n}$,满足关系:

$$\mathbf{x}_{N \times n} = \mathbf{A}_{N \times M} \mathbf{S}_{M \times n} \quad (1)$$

其中, M 为信源个数, N 为观测信号个数, n 为样本数.在模型中,源信号 s 和混合矩阵 \mathbf{A} 都是未知的,只有混合后的信号 x 可以观测到.独立分量分析就是要在这样的条件下估计解混阵 $\mathbf{W}_{N \times N}$,使得解混输出的信号 $\mathbf{u}_{N \times n}$ 逼近源信号 $\mathbf{s}_{M \times n}$.

各信号之间的关系表示为:

$$\mathbf{u}_{N \times n} = \mathbf{W}_{N \times N} \mathbf{x}_{N \times n} = \mathbf{W}_{N \times N} \mathbf{A}_{N \times M} \mathbf{S}_{M \times n} \quad (2)$$

或者可以表示为:

$$\mathbf{x}_{N \times n} = \mathbf{A}_{N \times M} \mathbf{S}_{M \times n} = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{u}_{N \times n} \quad (3)$$

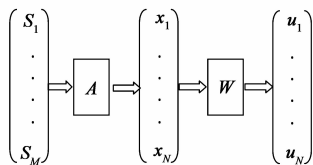


图1 ICA的“混合-解混模型”

独立分量分析常用的判据有:互信息极小化判据、信息极大化判据、极大似然判据等.其中,互信息极小化判据可以表示为:

$$I(u) = \int p(u) \log \left[\frac{p(u)}{\prod_{j=1}^N p(u_j)} \right] du \quad (4)$$

$I(u)$ 表示输出分量之间的互信息, $p(u)$ 表示输出分量之间的联合概率分布, $p(u_j)$ 表示第 j 个输出分量的概率分布.

2 ICA的若干命题

在式(1)中,混合矩阵 \mathbf{A} 的列向量 \mathbf{A}_j 表征的是第 j 个信源在各个观测信号中的幅度分布,这个向量可称为该信源的混合基向量^[8,13].类似的,解混矩阵 \mathbf{W} 的逆矩阵 \mathbf{W}^{-1} (又称混合阵估计阵)的第 j 列表示的是解混输出信号矩阵 \mathbf{U} 中第 j 行的输出分量在各个测量位置处的分布强度,可以称为解混基向量.

在盲信号分离问题中,观测信号个数决定了解混基向量的个数,而实际信源数则决定了混合基向量的个数.欠定、正定也就对应了混合阵 \mathbf{A} 中混合基向量个数 M 与混合阵估计阵 \mathbf{W}^{-1} 中解混基向量个数 N 的关系.

正定:解混基向量个数 $N =$ 混合基向量个数 M

欠定:解混基向量个数 $N <$ 混合基向量个数 M

下面,我们来讨论盲信号分离中的两条基本规律.

命题1 欠定条件下,ICA分解得到的各分量之间

不可能相互独立.

证明 假定实际信源个数为 M ,观测信号数为 N , $N < M$.并假定源信号 s_i (行向量)之间相互独立,混合矩阵可逆.式(2)可以表示为:

$$\mathbf{u}_{N \times n} = \mathbf{W}_{N \times N} \mathbf{A}_{N \times M} \mathbf{S}_{M \times n} = \mathbf{B}_{N \times M} \mathbf{S}_{M \times n} \quad (5)$$

假设可以满足各输出分量 u_i (行向量)之间相互独立.这时,每个源信号 s_j ($j = 1, 2, \dots, M$) 只包含在某一个输出分量 u_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 中.考虑到:

$$\mathbf{u}_i = \sum_{j=1}^M \mathbf{B}_{ij} s_j$$

必然要求矩阵 $\mathbf{B}_{N \times M}$ 的每一列只有一个元素非零.欠定条件下,由于 $N < M$,根据抽屉原理, \mathbf{B} 中至少存在两列其非零元素位于同一行.假设分别为 \mathbf{B}_i 和 \mathbf{B}_j (均为列向量),则

$$\mathbf{B}_i = k \mathbf{B}_j \quad (k \text{ 为非零常数})$$

由于 $\mathbf{B}_i = \mathbf{W}_{N \times N} \mathbf{A}_i$, $\mathbf{B}_j = \mathbf{W}_{N \times N} \mathbf{A}_j$,且 \mathbf{W} 可逆,从而

$$\mathbf{A}_i = k \mathbf{A}_j$$

这表明源 s_i 与 s_j 具有相同的混合基向量,属于同一个源,与假定条件矛盾.

因此,命题得证.

命题2 在正定情况下估计解混阵时,存在与源信号具体分布无关的最优解使得ICA输出分量之间相互独立;而在欠定的情况下,解混阵的最优解与各源信号的具体分布有关.

证明 为了方便起见,我们对观测信号序列不同位置添加等长矩形时间窗,然后对不同时间窗内的信号进行ICA分解.假定混合矩阵为 \mathbf{A} ,第 i 个时间窗口输入信号矩阵为 $\mathbf{s}^{(i)}$,输出信号矩阵为 $\mathbf{x}^{(i)}$,满足关系:

$$\mathbf{x}^{(i)} = \mathbf{A} \mathbf{s}^{(i)}$$

设解混阵为 $\mathbf{W}^{(i)}$,解混输出为 $\mathbf{u}^{(i)}$,则

$$\mathbf{u}^{(i)} = \mathbf{W}^{(i)} \mathbf{x}^{(i)} = \mathbf{W}^{(i)} \mathbf{A} \mathbf{s}^{(i)} \quad (6)$$

下面以互信息极小化判据进行说明.根据式(4),ICA的互信息极小化判据为:

$$I(\mathbf{u}^{(i)}) = \int p(\mathbf{u}^{(i)}) \log \left[\frac{p(\mathbf{u}^{(i)})}{\prod_{j=1}^N p(u_j^{(i)})} \right] d\mathbf{u}^{(i)} \quad (7)$$

正定条件下, $p(\mathbf{u}^{(i)}) = \frac{p(\mathbf{s}^{(i)})}{|\det(\mathbf{W}^{(i)} \mathbf{A})|}$,式(7)可以表示为:

$$I(\mathbf{u}^{(i)}) = \int p(\mathbf{s}^{(i)}) \log \left[\frac{p(\mathbf{s}^{(i)})}{|\det(\mathbf{W}^{(i)} \mathbf{A})| \prod_{j=1}^N p(u_j^{(i)})} \right] d\mathbf{s}^{(i)} \quad (8)$$

显然,若 $\mathbf{W}^{(i)} = \mathbf{A}^{-1}$,则 $\mathbf{u}_j^{(i)} = s_j^{(i)}$, $|\det(\mathbf{W}^{(i)} \mathbf{A})| = 1$,且 $p(u_j^{(i)}) = p(s_j^{(i)})$.其中, $j = 1, 2, \dots, N$.所以,存在一个 $\mathbf{W}_{\text{opt}}^{(i)}$ 使得

$$I(\mathbf{u}^{(i)}) = \int p(\mathbf{s}^{(i)}) \log \left[\frac{p(\mathbf{s}^{(i)})}{\prod_{j=1}^N p(\mathbf{s}_j^{(i)})} \right] d\mathbf{s}^{(i)} = I(\mathbf{s}^{(i)}) \quad (9)$$

由于源信号 $\mathbf{s}_j^{(i)}$ (行向量) 之间相互独立, $p(\mathbf{s}^{(i)}) = \prod_{j=1}^N p(\mathbf{s}_j^{(i)})$, $I(\mathbf{u}^{(i)}) = I(\mathbf{s}^{(i)}) = 0$.

可见,在正定情况下,不管各个独立源信号具体分布 $p(\mathbf{s}_j^{(i)})$ 如何,当解混阵 \mathbf{W} 收敛为混合阵的逆 \mathbf{A}^{-1} (根据 ICA 分解的不确定性,解混阵中行顺序以及每行的系数可能有差异)时,ICA 分解输出的分量之间相互独立.

在欠定条件下,根据命题一,信号分离的输出分量之间不可能完全相互独立,可以将每个输出分量看成独立源信号的一种线性组合.此时,可以做一个等效变换,令

$$\bar{\mathbf{A}}_{N \times N}^{(i)} \bar{\mathbf{s}}_{N \times n}^{(i)} = \mathbf{A}_{N \times M} \mathbf{s}_{M \times n}^{(i)}$$

$\bar{\mathbf{s}}^{(i)}$ 为等效的非独立源信号,它是由 M 个独立的实际源信号线性组合而来,且此组合使得 $I(\bar{\mathbf{s}}^{(i)})$ 最小.此时,式(6)可改写为

$$\mathbf{u}^{(i)} = \mathbf{W}^{(i)} \mathbf{x}^{(i)} = \mathbf{W}^{(i)} \bar{\mathbf{A}}^{(i)} \bar{\mathbf{s}}^{(i)}$$

ICA 的互信息极小化判据为:

$$I(\mathbf{u}^{(i)}) = \int p(\bar{\mathbf{s}}^{(i)}) \log \left[\frac{p(\bar{\mathbf{s}}^{(i)})}{|\det(\mathbf{W}^{(i)} \bar{\mathbf{A}}^{(i)})| \prod_{j=1}^N p(\mathbf{u}_j^{(i)})} \right] d\bar{\mathbf{s}}^{(i)} \quad (10)$$

仍令 $\mathbf{W}^{(i)}$ 为 $\bar{\mathbf{A}}^{(i)}$ 的逆矩阵,此时对观测信号 $\mathbf{x}_{N \times n}$ 的 ICA 分解等效于如下条件优化问题:

$$\min_{\bar{\mathbf{A}}^{(i)}} I(\mathbf{u}^{(i)}) = \int p(\bar{\mathbf{s}}^{(i)}) \log \left[\frac{p(\bar{\mathbf{s}}^{(i)})}{\prod_{j=1}^N p(\bar{\mathbf{s}}_j^{(i)})} \right] d\bar{\mathbf{s}}^{(i)} \quad (11)$$

const. $\bar{\mathbf{A}}_{N \times N}^{(i)} \bar{\mathbf{s}}_{N \times n}^{(i)} = \mathbf{x}_{N \times n}$

由于 $\bar{\mathbf{s}}^{(i)}$ 各分量之间不完全独立,因此, $p(\bar{\mathbf{s}}^{(i)}) \neq \prod_{j=1}^N p(\bar{\mathbf{s}}_j^{(i)})$. 显然,该优化问题的解与 $\bar{\mathbf{s}}^{(i)}$ 各分量的分布 $p(\bar{\mathbf{s}}_j^{(i)})$ 有关. 又因为 $\bar{\mathbf{s}}^{(i)}$ 是由 $\mathbf{s}^{(i)}$ 线性组合而来,所以该优化问题的解实际上与 $\mathbf{s}^{(i)}$ 各分量的分布 $p(\mathbf{s}_j^{(i)})$ 有关. 命题得证.

3 基于 ICA 的正定性检验方法

根据第 2 节的讨论,我们发现正定和欠定条件下,对观测信号矩阵进行 ICA 分解的结果在输出分量独立性和解混阵基向量稳定性两个方面有较大差异. 据此可以提出两种方法来检验观测信号矩阵的正定性.

方法 1: 根据命题 1, 对于独立的信源, 在欠定条件下, ICA 分解输出的各分量之间不可能相互独立. 因此, 我们可以通过计算输出分量的互信息来检验观测信号矩阵的正定性.

方法 2: 根据命题 2, 在正定情况下, ICA 解混阵 \mathbf{W} 的收敛与源信号统计分布无关, 而在欠定的情况下, 收敛得到的最优解与各源信号的具体分布有关. 因此, 可以考虑根据解混阵优化解的稳定性来检验观测信号矩阵的正定性.

下面对方法 2 进行详细介绍.

我们对观测信号序列不同位置添加等长矩形时间窗, 然后对不同时间窗内的信号进行 ICA 分解. 假定混合矩阵为 \mathbf{A} , 第 i 个时间窗口信源矩阵为 $\mathbf{S}^{(i)}$, 观测信号矩阵为 $\mathbf{X}^{(i)}$. 将解混矩阵 $\mathbf{W}^{(i)}$ 求逆得到 $[\mathbf{W}^{(i)}]^{-1}$ 并记为 $\mathbf{C}^{(i)}$.

正定条件下, 对于不同时窗内数据矩阵分解得到的 $\mathbf{C}^{(i)}$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 其中的列向量应该与混合矩阵 \mathbf{A} 中的混合基向量一一对应, 具有稳定性.

欠定条件下, 对于不同时窗内数据矩阵分解得到的 $\mathbf{C}^{(i)}$ 则不具有稳定性. 其原因在于: (1) 由于解混基向量个数要少于混合基向量的个数, $\mathbf{C}^{(i)}$ 的列向量不可能与混合矩阵 \mathbf{A} 中的混合基向量一一对应; (2) 各个时窗内, 解混基向量的稳定性受各信源统计分布稳定性的影响. 根据式(11), 不同时窗内, 只有当所有信号源的统计分布都不随时间变化, 即满足严平稳条件时, ICA 分解得到的解混基向量才具有稳定性. 而实际的信号源 (语音信号, 脑电信号等) 往往不能满足严平稳条件. 对于统计分布变化的信号源, 在欠定条件下, 不同时窗内数据矩阵分解得到的解混基向量不具有稳定性.

4 实验与仿真结果

为直观验证方法的有效性, 我们利用仿真试验来进行研究. 由于本文是利用 ICA 分解结果进行正定性检验, 所以对于源信号的独立性以及 ICA 算法的收敛有一定要求. 仿真试验中, 要求产生的源信号之间互信息尽量小. 同时, 要求每个源信号数据长度足够大, 以保证 ICA 算法的收敛.

仿真试验中所用算法为 Matlab 中 EEGLab 工具包的 runica() 函数, 设定为“extended”模式, 收敛门限为 $1e-7$. runica() 方法是基于信息最大化判据的. 信息最大化判据与最小互信息判据的等价性在文献[13]中已有证明.

4.1 “输出分量独立性”判定方法验证

仿真过程中, 设定观测信号个数为 3, 信号源个数为 3 到 8 个. 信号源和感应器出现的位置如图 2 所示. 信号的衰减 a 的计算式为 $a = 1/(d + 1)$, 其中, d 为信号源到感应器的距离.

为了使仿真更具有代表性, 我们采用不同分布特性的信号作为源信号, 包括亚高斯信号、超高斯信号以及高斯信号. 其中, 亚高斯信号选用方波信号、正弦信

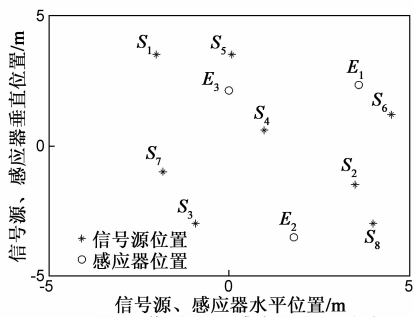


图2 信号源和感应器位置分布

号与均匀分布信号等,超高斯信号选用 t 分布信号.源信号生成后,都进行去均值和能量归一化处理.

仿真过程中,我们随机选取每个源的信号类型,但是限定高斯信号至多出现一次.对于不同的信号源数 $N(N=3,4\cdots 8, N$ 为自然数),重复试验 50 次,并记录每次试验 ICA 分解输出分量之间的互信息值.

某次试验中,信号源数为 5,信号类型分别为方波信号、正弦信号、 t 分布信号、高斯信号、均匀分布信号.其波形如图 3 所示.整个实验中,ICA 输出分量互信息均值和方差随信号源数的变化如图 4 所示.

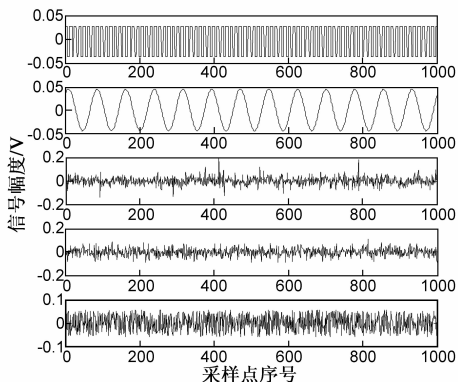


图3 某次试验信号波形

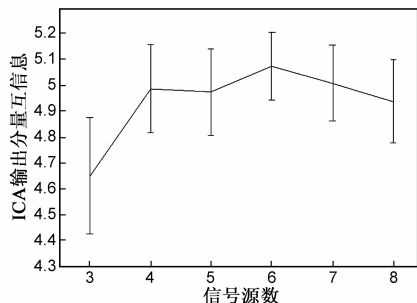


图4 ICA输出分量互信息随信号源数的变化

从图 4 可以看出正定条件下 ICA 输出分量互信息均值要低于欠定条件下的均值.需要注意的是当信号源数为 3 时,虽然符合正定条件,但是其输出分量互信息并不为零,这是由于 ICA 算法收敛误差以及仿真生成的源信号之间并不完全独立造成的.

实际应用中,对于不同的数据集计算得到的结果可能不一样,要根据具体数据的特性进行分析,确定一个输出分量互信息的门限来进行正定性判定.

4.2 “分解基向量稳定性”判定方法验证

从若干段不同的语音信号 (<http://sound.media.mit.edu/ica-bench/sources/>) 中,分别截取了采样率为 22.050kb/s、时间长度为 3s 的语音信号作为实验对象,信号波形如图 5 所示.信号源的分布和衰减公式与 4.1 节所述相同.在固定观测信号个数而改变信号源个数的情况下,尝试利用 ICA 分解基向量稳定性方法检验观测信号阵的正定性.为了能跟踪基向量的变化,我们采用“滑窗”的方法来进行分析.

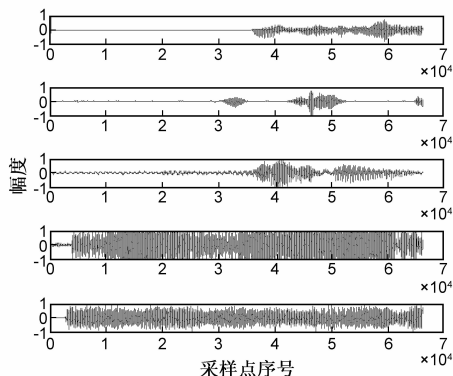


图5 信号波形图

首先设定数据窗口长度为 2s,将数据窗口以 25ms 为步长向后移动,总共得到 40 个数据窗口;然后对每个数据窗口的各路观测信号进行 ICA 分解得到混合阵估计阵 $C^{(i)}(i=1,2\cdots 40)$ (即 $[W^{(i)}]^{-1}$);最后将 $C^{(1)}$ 中各基向量与 $C^{(i)}(i=1,2\cdots 40)$ 中的相应基向量做相关运算,得到对应的相关系数.

在观测信号和源信号个数都为 4 情况下,各个数据窗口得到的 4 个基向量与第一个数据窗口对应基向量的最大相关系数如图 6 所示.

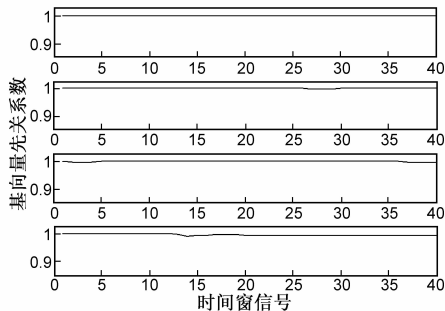


图6 不同时间窗口基向量的相关系数(正定)

观测信号个数为 4,信源个数为 5 情况下,实验结果如图 7 所示.

实验结果证明了“分解基向量稳定性”方法的可行

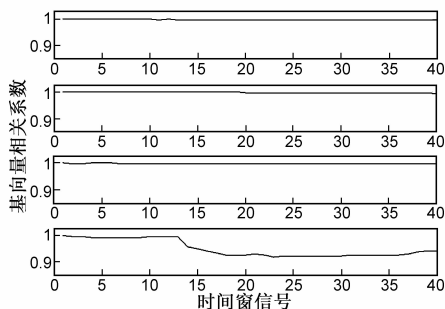


图7 不同时间窗口基向量的相关系数(欠定)

性. 正定条件下, 虽然由于算法的收敛误差和源信号的不完全独立等原因, ICA 分解的基向量有一些细微变化, 但是整体上不同时间窗口对应的基向量是稳定的; 欠定条件下的 ICA 分解基向量不稳定.

图 8 所示为第 1, 17 和 33 三个不同时间窗口内各个源信号的分布直方图, 可以看出信号的分布并不严格平稳. 正定条件下, ICA 分解的基向量基本上不受源信号分布变化的影响, 而欠定条件下, ICA 分解的基向量受源分布变化的影响较大.

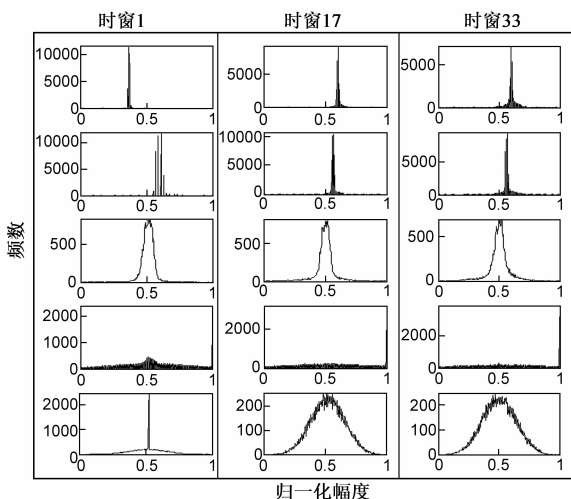


图8 不同时间窗口源信号的分布直方图

当然, 如果源信号的每一个分量都具有严格平稳的分布(例如不同频率的正弦信号), 欠定条件下 ICA 分解得到的基向量也可能是稳定的.

5 方法适用性

本文提出的两种方法在源信号满足独立, 非高斯的假设时, 表现出较好的区分效果.

当源信号不满足基本假设时, 基于 ICA 分解分量之间独立性的方法难以给出一个有效的结果, 而基于 ICA 分解基向量稳定性的方法仍具有较好的检验能力. 当源信号严格平稳时, 基于基向量稳定性的方法区分性较差, 而基于分解输出分量之间独立性的方法仍然

有效. 在噪声环境下, 方法的适用性随信噪比的降低而降低. 信噪比较高时, 上述两种方法都具有较高的区分性; 信噪比较低时, 即使观测信号个数等于实际信号个数, 也可能判定为欠定.

但如果从一个更宽泛的角度来考虑, 则可以认为本文所述方法仍具有较强的适应性.

(1) 利用本文所述方法检测观测信号阵得到的正定结果是可信的. 例如当 ICA 分解输出分量之间互信息为零时, 可以肯定观测信号阵符合正定条件. 而如果利用本文所述方法检测观测信号阵得到一个欠定的结果, 则可能对应两种情况: (a) 源信号不满足独立非高斯的基本假设; (b) 源信号满足基本假设, 但是观测信号阵欠定.

(2) 在噪声环境下, 虽然噪声并不是我们的研究目标, 但是其对信号分离的影响往往等同于实际的源信号, 所以如果将噪声视为独立的源, 则本文所述方法仍然适用.

6 结束语

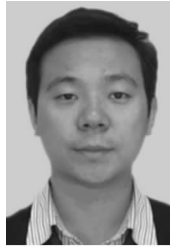
针对盲信号分离中观测信号阵正定性检验的问题, 本文提出分别利用 ICA 分解输出分量独立性以及基向量稳定性进行判定的两种方法. 通过仿真实验证明这两种方法都具有较好的估计性能, 同时还对方法的适应性做了分析和讨论. 利用本文所述方法得到的检测结果为欠定时, 说明利用 ICA 方法不能完整地恢复所有的源信号. 因此, 也可以认为本文提出的实际上是对 ICA 方法适用性进行判定的方法. 下一步的工作是尝试利用其他盲信号分离算法进行正定性检验, 以及研究噪声环境下进行观测信号矩阵正定性检验的方法.

参考文献

- [1] A Cichocki, S Amari. Adaptive Blind Signal and Image Processing (II. Corrected Edition) [M]. UK: John Wiley, Chichester, 2003. 1 - 539.
- [2] J Herault, C Jutten. Blind separation of sources, Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic [J]. Signal Processing, 1991, 24(1): 1 - 10.
- [3] Pierre Comon. Independent component analysis, A new concept? [J]. Signal Processing, 1994, 36(3): 287 - 314.
- [4] Ye Jimin, Zhu Xiaolong, Zhang Xianda. Adaptive blind separation with an unknown number of sources [J]. Neural Computation, 2004, 16(8): 1641 - 1660.
- [5] Yamamoto K, Asano F, Rooijen WFG, et al. Estimation of the number of sound sources using support vector machines and its application to sound source separation [A]. Proc ICASSP [C]. Hong Kong: IEEE, 2003. 485 - 488.

- [6] Ishibashi T, Inoue K, Gotanda H, et al. Studies on estimation of the sources number in blind source separation problems [A]. SICE-ICASE 2006 [C]. Bexco, Korea: IEEE, 2006. 5169 – 5174.
- [7] Wax M, Kailath T. Detection of signals by information theoretic criteria [J]. IEEE Trans Acoustics Speech and Signal Processing, 1985, 33(2): 387 – 392.
- [8] 谢胜利, 孙功宪, 肖明, 等. 欠定和非完全稀疏性的盲信号提取[J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1028 – 1031.
Xie Shengli, Sun Gongxian, Xiao Ming, et al. Underdetermined and incompletely sparse blind signal extraction[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5): 1028 – 1031. (in Chinese)
- [9] YILMAZ Ö, RICKARD S. Blind separation of speech mixtures via time-frequency masking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(7): 1830 – 1847.
- [10] SAAB R, YILMAZ Ö, MCKEOWN, et al. Underdetermined anechoic blind source separation via lq-basis-pursuit with $q < 1$ [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(8): 4004 – 4017.
- [11] Gai Kun, Shi Zhenwei, Zhang Changshui. Blind separation of superimposed moving images using image statistics [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34, 1.
- [12] 陆凤波, 黄知涛, 彭耿. 基于时频分布的欠定混叠盲分离 [J]. 电子学报, 2011, 39(9): 2067 – 2072.
Lu Fengbo, Huang Zhitao, et al. Underdetermined blind source separation (BSS): A time-frequency approach [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(9): 2067 – 2071. (in Chinese)
- [13] 杨福生, 洪波. 独立分量分析的原理与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
Yang Fusheng, Hong Bo. The Principle and Application of Independent Component Analysis [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006. (in Chinese)

作者简介



张登科 男, 1983 年 6 月出生, 湖南岳阳人. 硕士研究生. 2005 年毕业于清华大学电子工程系电子信息工程专业, 获学士学位. 2005 年至 2009 年, 从事无线电管理工作. 2012 年毕业于清华大学生物医学工程系, 获硕士学位. 主要研究方向为盲信号分离, 阵列信号处理, 无线电测向以及脑电信号处理等.

E-mail: qscft2007@sina.com