

功能磁共振图像处理的 ICA 方法综述

李 可 闫 镔 单保慈

(中国科学院高能物理研究所核分析技术重点实验室, 北京 100049)

摘 要 能够进行无损伤探测的功能磁共振成像 (functional magnetic resonance imaging, fMRI) 技术使人们又多了一种研究神经活动的有力工具, 但传统的数据分析方法还不能很好地揭示 fMRI 数据中所包含的丰富信息, 而独立分量分析 (independent component analysis, ICA) 作为一种新近出现的数据处理方法, 则不仅可以从 fMRI 数据分析中得出一些传统方法所未发现的结果, 并且这种方法不需要传统方法的那种预先假设的先验模型, 只依赖于数据本身即可提取其中所包含的信息。为了使人们对这一技术有一概略了解, 首先对 ICA 方法的基本原理及其在 fMRI 数据处理中的应用进行了综述, 并针对不同特点的 fMRI 数据详细讨论了如何选择不同的算法; 然后 ICA 方法与传统方法相比存在的优越性进行了介绍, 最后提出了此方法当前存在的一些问题及处理思路, 并展望了其在 fMRI 数据处理中的发展趋势, 可以认为, ICA 是一种很有发展潜力的功能磁共振数据处理新方法。

关键词 独立分量分析 功能磁共振成像 血氧水平依赖

中图分类号: R445 TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)05-0561-06

Independent Component Analysis of Functional MRI Data: An Overview

LI Ke, YAN Bin, SHAN Bao-ci

(Key Laboratory of Nuclear Analysis Techniques, Institute of High Energy Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039)

Abstract Functional magnetic resonance imaging is a non-invasive powerful tool for people to investigate the neuronal activity in vivo. But the abundant information contained in the fMRI data could not be fully mined by the traditional methods. As a new promising approach, independent component analysis revealed some components in fMRI data which can not be detected by the conventional methods. Depending only on data set itself, this exploratory analysis technique doesn't need the a priori model used by the conventional methods. The primary principle and the application on the fMRI data were reviewed followed by the detailed discussion on the selection of the ICA algorithms. Compared to the traditional methods, the advantages of ICA could be found through the application results from many papers. Some issues were discussed and the trends of this method applied to the fMRI data were proposed by the author in the final part of this paper, which support the standpoint that this new potential approach could be used to mining the fMRI data.

Keywords independent component analysis, functional magnetic resonance imaging (fMRI), blood oxygenation level dependent (BOLD)

1 引 言

近年来, 应用于人类大脑功能探测的 fMRI (functional magnetic resonance imaging) 为人们提供了一种无创伤探测脑内活动的新方法, 而且利用 fMRI 进行的各种各样研究也快速发展, 但如何处理

fMRI 采集到的数据, 怎样提取 fMRI 数据中所包含的丰富信息已成为人们关注的一个焦点。

2 fMRI 数据及性质

fMRI 成像是 20 世纪 90 年代初才出现的新型研究工具^[1], 它的出现使人们能够无损地进行人类

基金项目: 国家自然科学基金项目(90209030); 国家重点基础研究发展规划资助项目(G1999054006)

收稿日期: 2004-02-25; **改回日期**: 2004-11-23

第一作者简介: 李可(1980~), 男, 2001 年获郑州大学自动化专业学士学位, 现为中国科学院高能物理研究所 01 级硕博生。研究方向为磁共振成像及其数据处理。E-mail: lik@ihep.ac.cn

大脑功能的研究。当前这种功能成像技术所使用的信号大都是基于血氧水平依赖性的 BOLD (blood oxygenation level dependent) 对比度信号^[2],其主要原理是:大脑在执行特定认知任务时,由相关区域兴奋所引起的血氧水平的变化能够造成该区域磁共振信号的改变,因此利用这种对应关系,通过探测区域磁共振信号的改变就可以研究人脑内的活动。由于大脑在活动期间,血流变化很小,在 1.5T MRI 中检测到灰质发生的血液动力学信号变化为 2% ~ 5%,在 4T MRI 中的变化也只有 5% ~ 20%^[3](白质甚至更小),因而如何处理得到的数据是 fMRI 实验工作中很重要的一环。

3 ICA 处理 fMRI 数据

3.1 基本 ICA 方法介绍

ICA (independent component analysis) 是近年来由盲源分离技术发展而来的一种数据驱动 (data-driven) 的信号处理方法,其不同于传统的,如相关分析、统计检验等假设驱动 (hypothesis-driven) 的数据处理方法,由于 ICA 可在不需要任何有关时间序列的先验假设下,有效地探测出一些其他方法所得不到的以及人们所未曾预料到的激活区域,因此是一种很有发展前途的新型 fMRI 数据处理方法,其基本含义是,将多道观察信号按照统计独立的原则,通过优化算法分解为若干相互独立的成分,以便于分别进行处理,它的建立基础在于假设源信号的统计独立性^[4,5]。

设观察到的信号为 X , 并假设源信号为 S , 混合矩阵为 A , 则

$$X = AS \quad (1)$$

其中,(1)源信号之间是相互独立的;(2)源信号中至多有一个信号是高斯的;(3)观测信号数目大于或等于源信号的数目。

式(1)称为基本 ICA 的表达式(图 1),其目的是寻找一个‘解混’(demixing)矩阵 W ,使得

$$Y = WX = W(AS) = (WA)S = \tilde{S} \quad (2)$$

如果 W 尽量接近 A^{-1} , 则估计值 \tilde{S} (即 Y) 就更接近于真实的 S , 其中用于判别解混矩阵 W 优劣的标准就是 Y 与 S 的接近程度。

由中心极限定理可知,由于一定条件下相互独立的随机变量之和趋向于高斯分布,所以两个相互独立的随机变量之和比任何一个参与求和的随机变

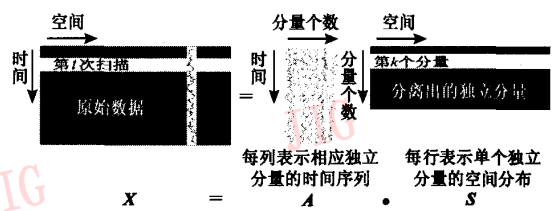


图 1 基本 ICA 算法矩阵表达形式示意图

Fig. 1 Matrix representation of the basic ICA algorithm

量更加接近于高斯分布,这样最后求出的非高斯性最大的组合,即距离高斯分布最远的随机向量 \tilde{S} 就可以认为是 X 的一个独立成分,这种使估计值之间相互独立的方法称为非高斯最大化。另外,还可用很多其他方法来定义这种接近程度,如基于信息论的最小化互信息法和最大似然估计法也是对 ICA 进行估计的方法。并由此发展出很多 ICA 算法,如最大(小)化一些相关的代价函数、基于随机梯度的自适应算法,还有现在常被采用的快速 ICA 算法 (FastICA) 等等^[6]。选定了一种接近程度的判据后,寻找解混矩阵就演化成为使这一判据表达式达到最优(这些算法大都是迭代来寻求最优)的求解过程。

3.2 ICA 应用于 fMRI 数据处理

一般认为,在 fMRI 实验中,由于所观察到的时间点的序列信号数目大于分量的个数,所以记录到的、由不同本质源混合而成的信号使得 ICA 方法可以被用来提取数据中的源信号^[7]。与以上介绍的基本 ICA 方法相对应,测得的 fMRI 数据可用矩阵 $X_{t,i}$ 表达, $i = 1, 2, \dots, I$ (I 表示像素个数), $t = 1, 2, \dots, T$ (T 表示时间采样点数)。在线性混合的情况下,测量数据矩阵可用以下模型表达:

$$X_{t,i} = \sum_{k=1}^K A_{t,k} S_{k,i} + E_{t,i} \quad (3)$$

这里 A 和 S 由过程中的 K 个独立分量产生 (A 的列表示相应独立分量的时间序列, S 的行表示单个独立分量的空间分布), E 是时间和空间白噪声。在实验中,一般认为噪声也是一个独立的源分量,因此式(3)可简化为式(1)所表达的基本 ICA 模型^[6](图 1)。

3.3 模型选择

将 ICA 首先成功用于 fMRI 的是 Mckeown 等人^[8]。他们首先分离出了使人们感兴趣的持续任务相关、瞬时任务相关信号,以及人们不感兴趣的头动、呼吸、心跳信号。文献[8]中假设各个独立成分相互独立的,它们分别对应不同的脑功能活动,而以此来进行的 ICA 分离方法则称为空间 ICA 算法

(sICA),这相当于式(3)中矩阵 $S = S_{k,i}$ 的行是相互统计独立的;如果假设每次采集的时间信号是相互独立的话,即式(3)中 $A = A_{i,k}$ 的列是独立的,则称为时间 ICA 算法(tICA)。

关于采用空间 ICA 还是时间 ICA 已引起了人们的争议^[9,10]。McKeown 等采用信息最大化的方法分析 fMRI 数据集,并赞成使用空间独立的假设^[11];而时间 ICA 也同样可分离出有意义的独立分量^[12]。Calhoun 等则对何时、以及如何应用时间 ICA 还是空间 ICA 进行了探讨^[13]。

如果综合考虑时间和空间的影响,且同时使得空间和时间都达到最大独立的折衷算法,称为空间时间 ICA(stICA)算法。Stone 等提出了一种试图同时最大化空间与时间独立性的方法^[14]。另外一种 sICA 与 tICA 综合的方法被 Seifritz 等给出,即首先采用 sICA 来削减数据的空间维数,然后定位一个感兴趣区,紧接着通过实行 tICA 来更详细地研究在人的听皮层中的时间响应^[15]。虽然有以上种种不同的将 ICA 用于 fMRI 数据处理的方式,但从最后的结果及方便程度情况来看,比较常用的仍是基于 sICA 的方法。

3.4 ICA 方法与传统方法的比较

如上文所述,按需要可将信号分为感兴趣信号和不感兴趣信号两大类。所谓感兴趣的信号包括任务相关、功能相关以及瞬时任务相关等信号,其中任务相关的信号比较容易确定,比如 block design 设计中通常使用一种类似方波的信号,用其与血液动力学函数作卷积,然后与信号作相关分析,即可确定其是否任务相关;而功能相关的信号则表现在,大脑中具有同一功能的区域,其时间序列具有相似性,例如,脑内其中一侧的运动皮层信号会与对侧的皮层信号有高度相关性^[16];如果在实验过程中,一些脑区在一段时间内参与了任务,而在其他的时段内并不参与任务,则称这些脑区的信号为瞬时任务相关信号。

所谓不感兴趣的信号包括与生理相关的一些干扰信号,如呼吸、心跳等就是一些不可避免的由生理活动所产生的信号干扰(这些生理噪声已经被建议作为 fMRI 研究中的一个参数^[17]);被试者在扫描过程中由头动产生的伪影也对扫描结果产生很大影响。另外也有人认为,与产生激活信号的组织靠得很近的血管也对扫描结果有干扰^[18]。

知道了这些 fMRI 信号的特征后发现,由于采用传统的模型假设相关分析(图版I图 1)等方法,只能

找出那些与人们所关心的刺激形式模型相符合的激活区域,而对所剩的其他区域则都不关心,所以模型驱动方法最明显的问题就在于无法得出与模型不太相关的一些信号,如瞬时任务相关、准周期相关,或突然头动等(图版I图 2),由于这些在模型假设中均被认为是噪声,因此在最后结果中根本体现不出来。

与典型的模型驱动的方法——相关分析的比较中也可以看出(图版I图 1),ICA 方法不但能够找出那些持续任务相关的脑区,如得出了一些包括了相关分析方法结果的,稍大些的区域(左脑顶、枕交界处以及 brodaman18、19 区),而且探测出了一些与其他任务相关的激活区域(前额叶、颞叶)。

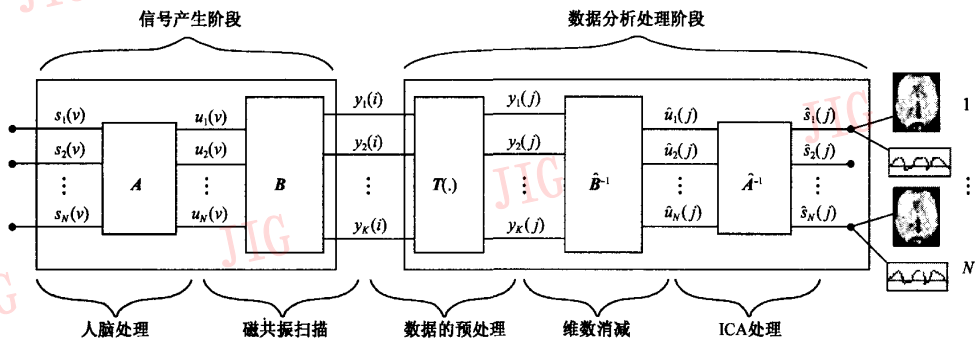
此外,由图版I图 3 可见,与大多只能探索脑区定位的传统算法对比,在相同阈值条件下,ICA 方法不仅能够探测到比传统 ROI 算法更明显的脑激活区,而且在无需任何预先假设的情况下,ICA 方法还可探索脑内各脑区之间的联系(图版I图 3),以上这些就是此探索性分析方法比传统分析方法优越的地方。

4 数据处理和算法选择

4.1 数据预处理

PCA(principal component analysis)也是统计分析中常用的一种多变量数据分析方法,由于它和 ICA 方法一样,也属于数据驱动的数据处理方法,所以 PCA 也可用来处理 fMRI 数据,但它只使用了信号的二阶统计信息,而 ICA 则使用了包含更多细节信息的高阶统计量,关于 PCA 和 ICA 之间的不同,Thomas 等做了更深入的比较^[19]。现在 ICA 算法中通常用 PCA 方法来降低数据的维数,由于 PCA 方法的基本工具是奇异值分解(singular value decomposition, SVD),在源的数目(与 I, T 有关)和噪声方差都很小的情况下,其反映重要信号变化的分量将由被 SVD 确定前几个向量在时间(或空间)子空间中张成,因此 PCA 可以被用来减少 ICA 问题的维数^[20,8],以降低计算开销。

用 ICA 处理 fMRI 数据时,还包括很多其他预处理过程,同时也有很多其他可供选择的步骤及可供实施的算法。为了便于理解,Calhoun 等给出了一种 ICA 应用于 fMRI 数据的框架模型^[21],用以表示 ICA 应用于 fMRI 数据的不同过程(图 2)。该模型虽然假设为 sICA,但由于可以轻而易举地举修改,以应用于时间过程,因而利用此模型可以指导人们来改进包括预处理的各个阶段,以发展自己的 ICA 核心算法。

图 2 ICA 应用于 fMRI 数据处理框架模型(引自 Calhoun *et al.* 2004)Fig. 2 Frame model of ICA applied to process the fMRI data (Calhoun *et al.* 2004)

4.2 算法的选择

众所周知,不同的算法以及预处理所带来的结果是不同的^[21,22]。为了比较各个算法之间的差异, Peterson 等采用一个视觉刺激的实验数据分析了 Bell-Sejnowski 算法、Molgedy-Scluster 去相关算法和基于 Attias 的联合算法在分别应用于空间和时间模式下产生的不同结果^[23],其间一个刺激参考函数被用来确定持续任务相关的分量,并通过研究发现,这 6 种情况下得出的持续任务相关的分量具有很强的相似性。Attias 则使用一种联合了高阶统计和去相关的算法,虽然它在寻找时间和空间独立模式下工作很好,但需要相当大的计算开销^[24]。另外,还有一种使用平均场理论的算法,在时间模式下,这种方法可以分离 on/off 型信号,而在空间模式下,这种方法则是一种与模糊聚类相似的算法^[25,26]。McKeown 则提出了一种 HYbrid ICA (HYBICA) 方法^[27],它是采用广义线性模型来对 ICA 结果进行后处理,其与用 PCA 方法处理时,使用预测的方法相似^[28],文中还使用预测残差平方和 (predicted residual sum of squares, PRESS) 的统计方法来度量全模型的优劣。可是这么多的算法,如何选择呢? Calhoun 等针对常用的不同组合简单地做了一下比较,从最终估计出的信号与原始信号的相对熵来看,几种算法之中最好的为 informax 和 PCA 的组合,因此在实际的具体应用中,针对人们一般 block design 设计的 fMRI 实验,通常选择计算速度较快的 FastICA 算法即可。

5 发展趋势及方向

ICA 是用于盲源信号分离的一种新的方法,本文首先简要讲述了其基本原理,然后综述了 ICA 应

用于 fMRI 数据处理的情况,从以上分析中可以看出,ICA 方法已经能够用于分析单个被试的 fMRI 数据,但这只是其应用的初级阶段,还有很多问题等待人们来解决。

5.1 成组被试数据分析

ICA 不像传统的回归分析方法,其不能自然地推广到适于成组被试的推断上,例如,在使用广义线性模型时,研究者可先指定一个感兴趣回归变量,然后就能很自然地对成组数据进行推断,因为组内所有个体都具有相同的回归量,而且在 ICA 中,由于组内不同的被试者具有不同的时间序列,且它们的排列顺序各不相同,所以采用 ICA 对成组数据^[29-31]进行合理推断的算法还需进一步研究。完成对成组数据的 ICA 分析之后,很自然就会受到多组数据如何进行 ICA 分析的挑战,因为现在的实验设计,特别是那些关于认知功能方面的心理学实验设计,大都采用多组数据进行对比验证。有关多组数据处理的问题, Svensen 等虽提出了一种采用减法和加法 ICA 进行成组数据比较的方法^[32],Lukic 等也用了另外一种分析成组数据的 ICA 方法^[33],但由于它们都属于尝试性的初期工作,因而这种解决组内、组间数据分析的 ICA 算法还有待进一步更好地研究。

5.2 基本 ICA 问题

当前处理 fMRI 数据的方法大都是离线 (off-line) 作业的,这里如果能利用 ICA,且毋须预先假定模型,则能从数据本身提取信息的特点,针对于实际的 fMRI 数据,致力于提高 ICA 算法的计算速度来发展一种能够实时分析数据算法,并将之应用于在线 (on-line) 数据处理中,将可在应用方面大大提高其利用价值。另外关于 ICA 算法自身的一些不足也是以后研究的努力方向。现在分析 fMRI 数据时基本上还都依

赖于人的主观选择,即先根据经验来确定分量的个数,或通过对计算与假设参考函数作相关系数等进行对分量的排序,然后确定一个阈值或直接通过观察来决定分量的取舍。可见,有关计算结果中独立分量个数的确定、分离后分量的排序以及分量的选择,所有这些问题至今都还没有一个比较客观的标准,都是以后亟待解决的问题。无论是对多组被试数据进行 ICA 分析,还是运用 ICA 方法对数据进行实时处理,其中所涉及的一个关键问题就是计算量的问题。因为各种算法是从数据本身提取信息,所以随着样本的增加,计算量是呈几何级数增长,解决此问题目前还没有一个很好的办法。具体举例来说,每增加一个被试的 fMRI 数据量,算法就必须要做大的调整,以适应此种变化,因此算法改动与数据量增加之间的关系也是一个要考虑的问题。

5.3 ICA 特异性问题

此外是否所有 fMRI 数据都可以采用此 ICA 方法处理也是一个很值得探讨的问题,因为从处理结果来看,对那些简单的有强烈周期性的信号来说(比如手指运动),ICA 方法虽可以得出与传统方法有很大相似程度的结果,但对复杂的大脑的高级活动的探测(如语言认知)来说,则不容易出来结果。由此可见,关于 ICA 对 fMRI 数据的适用范围也是一个值得关注的问题。

6 结 语

fMRI 的应用将会越来越广泛, fMRI 数据采用 ICA 处理已经取得了令人欣喜地突破,并且得出了一些现有的其他方法所不能发现的极有价值的结果。国内现在已经有些研究小组已经开始了这方面的研究^[34-38],如果人们能够进一步深入研究 ICA 这种很有发展前景的科学技术,并结合、借鉴其他算法来创新出更好的方法,用来挖掘 fMRI 数据中所包含的更多更丰富的信息,将会使人们采用 fMRI 进行研究获得更有力的工具支撑!

参考文献 (References)

- Kwong K K, Belliveau J W, Chesler D A, *et al.* Dynamic magnetic resonance imaging of human brain activity during primary sensory stimulation[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 1992, **89**(12): 5675 ~ 5679.
- Ogawa S, Tank D W, Menon R, *et al.* Intrinsic signal changes accompanying sensory stimulation: functional brain mapping with magnetic resonance imaging [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 1992, **89**(13): 5951 ~ 5955.
- TANG Xiao-wei. Human brain function Imaging [M]. Hefei: Chinese Science Technology University press, 1999: 65 ~ 66. [唐孝威主编. 脑功能成像[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1999: 65 ~ 66.]
- Brown G D, Yamada S, Sejnowski T J. Independent component analysis at the neural cocktail party [J]. *Trends in Neurosciences*, 2001, **24**(1): 54 ~ 63.
- Stone J V. Independent component analysis: an introduction [J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2002, **6**(2): 59 ~ 64.
- Hyvarinen A, Karhunen J, Oja E. Independent component analysis [M]. New York: John Wiley & Sons INC. press, 2001.
- Jung T P, Makeig S, McKeown M J, *et al.* Imaging brain dynamics using independent component analysis [J]. *Proceeding of IEEE*, 2001, **89**: 1107 ~ 1122.
- McKeown M J, Makeig S, Brown G G, *et al.* Analysis of fMRI data by blind separation into independent spatial components [J]. *Human Brain Mapping*, 1998, **6**(3): 160 ~ 188.
- Friston K J. Modes or models: a critique on independent component analysis for fMRI [J]. *Trends in Neurosciences*, 1998, **2**(10): 373 ~ 375.
- McKeown M J, Makeig S, Brown G, *et al.* Modes or models: A critique on independent component analysis for fMRI-reply to commentary by Prof Friston [J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 1998, **2**(10): 375.
- McKeown M J, Jung T P, Makeig S, *et al.* Spatially independent activity patterns in functional MRI data during the stroop color-naming task [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 1998, **95**(3): 803 ~ 810.
- Biswal B B, Ulmer J L. Blind source separation of multiple signal sources of fMRI data sets using Independent component analysis [J]. *Journal of computer assisted tomography*, 1999, **23**(2): 265 ~ 271.
- Calhoun V D, Adali T, Pearlson G D, *et al.* Spatial and Temporal independent component analysis of functional MRI data containing a pair of task-related waveforms [J]. *Human Brain Mapping*, 2001, **13**(1): 43 ~ 53.
- Stone J V, Porrill J, Buchel C, *et al.* Spatial, temporal, and spatiotemporal independent component analysis of fMRI data [A]. In: Leeds Statistical Research Workshop [C], Leeds, England, 1999.
- Seifritz E, Esposito F, Hennel F, *et al.* Spatiotemporal pattern of neural processing in the human Auditory Cortex [J]. *Science*, 2002, **297**(5587): 1706 ~ 1708.
- Biswal B, Yetkin F Z, Haughton V M, *et al.* Functional connectivity in the motor cortex of resting human brain using echo-planar MRI [J]. *Magnetic Resonance Medical*, 1995, **34**(4): 537 ~ 541.
- Kruger G, Glover G H. Physiological noise in oxygenation-sensitive magnetic resonance imaging [J]. *Magnetic Resonance Medical*, 2001, **46**(4): 631 ~ 637.
- Gao J H, Miller I, Lai S, *et al.* Quantitative assessment of blood

- inflow effects in functional MRI signals [J]. *Magnetic Resonance Medical*, 1996, **36**(2):314 ~ 319.
- 19 Thomas C G, Harshman R A, Menon R S. Noise reduction in BOLD-based fMRI using component analysis [J]. *NeuroImage*, 2002, **17**(3):1521 ~ 1537.
- 20 Hansen L K. Blind separation of noisy image mixtures; In *Advances in independent component analysis* [A], In: Edited by Girolami M, *Perspectives in Neural Computing* [C], London: Springer Verlag press, 2000:165 ~ 187.
- 21 Calhoun V D, Adali T, Pearlson G D. Independent components analysis applied to fMRI data: A generative model for validating results [J]. *Journal of VLSI Signal Processing Systems*, 2004, **37**(2):281 ~ 291.
- 22 Esposito F, Formisano E, Seifritz E, *et al.* Spatial independent component analysis of functional MRI time-series: to what extent do results depend on the algorithm used? [J]. *Human Brain Mapping*, 2002, **16**(3):149 ~ 157.
- 23 Petersen K, Hansen L, Koleda T, *et al.* On the independent components of functional neuroimages [A]. In: *Proceedings of the Third International Conference on Independent, Component Analysis and Blind Source Separation (ICA2000)* [C], Helsinki, Finland, 2000:615 ~ 620.
- 24 Attias H, Schreiner C E. Blind source separation and deconvolution: dynamic component analysis [J]. *Neural Computation*, 1998, **10**(6):1373 ~ 1424.
- 25 Hojen-Sorensen P, Hansen L K, Winther O. Mean field implementation of bayesian ICA [A]. In: *Proceedings International Conference on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation* [C], San Diego, California, USA, 2001.
- 26 Hojen-Sorensen P, Winther O, Hansen L K. Analysis of functional neuroimages using ICA adaptive binary sources [J]. *Neurocomputing*, 2002, **49**(1 ~ 4):213 ~ 224.
- 27 McKeown M J. Detection of consistently task-related activations in fMRI data with HYBRID independent component analysis (HYBICA) [J]. *NeuroImage*, 2000, **11**(1):24 ~ 35.
- 28 Hansen L K, Larsen J, Nielsen F A, *et al.* Generalizable patterns in neuroimaging: how many principal components [J]. *Neuroimage*, 1999, **9**(5):534 ~ 544.
- 29 Calhoun V D, Adali T, Pearlson G D, *et al.* A method for making group inferences from functional MRI data using independent component analysis [J]. *Human Brain Mapping*, 2001, **14**(3):140 ~ 151.
- 30 Calhoun V D, Adali T, McGinty V, *et al.* FMRI activation in a visual-perception task: Network of areas detected using the general linear model and independent components analysis [J]. *NeuroImage*, 2001, **14**(5):1080 ~ 1088.
- 31 Leibovici D G, Beckmann C F. An introduction to multiway methods for multi-subject fMRI [R]. Oxford Centre for Functional Magnetic Resonance Imaging of the Brain (FMRIB) Technical Report (TR01DL1), Oxford, UK, 2001.
- 32 Svendsen M, Kruggel F, Benali H. ICA of fMRI group study data [J]. *NeuroImage*, 2002, **16**(3):551 ~ 563.
- 33 Lukic A S, Wernick M N, Hansen L K, *et al.* An ICA algorithm for analyzing multiple data sets [A]. In: *International Conference on Image Processing (ICIP)* [C], Rochester, Minnesota, USA, New York, 2002.
- 34 CHEN Hua-fu, YAO De-zhong. Independent component analysis informax fast algorithm [J]. *Signal Processing*, 2001, **17**(4):363 ~ 366. [陈华富, 尧德中. 独立成份分析的信息极大快速算法 [J]. *信号处理*, 2001, **17**(4):363 ~ 366.]
- 35 YANG Zhu-qing, LI Yong, HU De-wen. independent component analysis: a survey [J]. *Acta Automatic Sinica*, 2002, **28**(5):762 ~ 772. [杨竹青, 李勇, 胡德文. 独立成分分析方法综述 [J]. *自动化学报*, 2002, **28**(5):762 ~ 772.]
- 36 CHEN Hua-fu, YAO De-zhong, CHEN Lin, *et al.* A new method for fMRI data processing: neighborhood independent component correlation algorithm and its preliminary application [J]. *Science in China (series E)*, 2002, **32**(5):685 ~ 692. [陈华富, 尧德中, 陈霖等. 一种新的 fMRI 数据处理方法: 邻域独立成分相关法及其初步应用 [J]. *中国科学 E 辑*, 2002, **32**(5):685 ~ 692.]
- 37 ZHONG Ming-jun, TANG Huan-wen, TANG Yi-yuan. Blind source separation for fMRI signal using spatial independent component analysis [J]. *Acta Biophysica Sinica*, 2003, **19**(1):79 ~ 83. [钟明军, 唐焕文, 唐一源. 空间独立成分分析实现 fMRI 信号的盲源分离 [J]. *生物物理学报*, 2003, **19**(1):79 ~ 83.]
- 38 CHEN Hua-fu, YAO De-zhong, CHEN Lin, *et al.* Analysis of fMRI data by blind separation of data in a tiny spatial domain into independent temporal component [J]. *Brain Topography*, 2003, **15**(4):223 ~ 232.

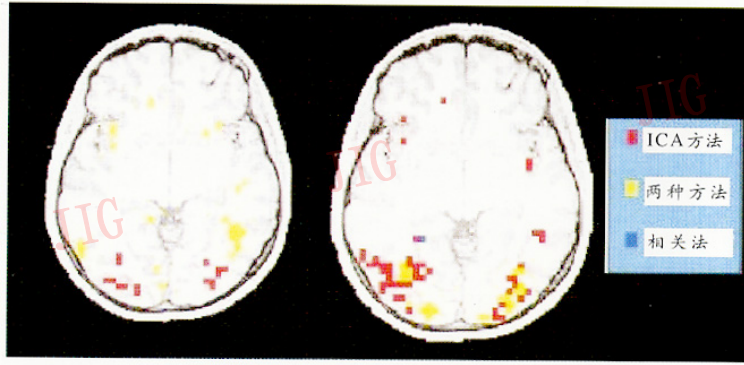


图1 词/数任务下, ICA方法探测出相关分析没发现的激活区域(引自McKeown *et al.*1998)

Fig.1 ICA indicated significant activations while correlation failed to do under Word/Number task (From McKewon *et al.* 1998)

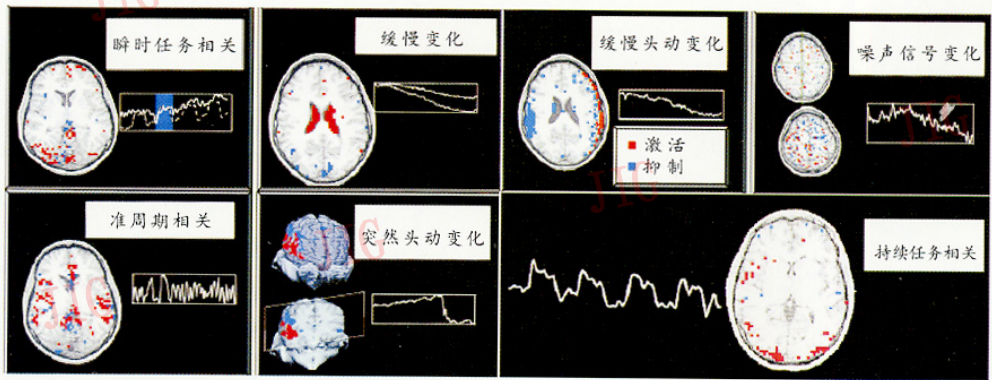
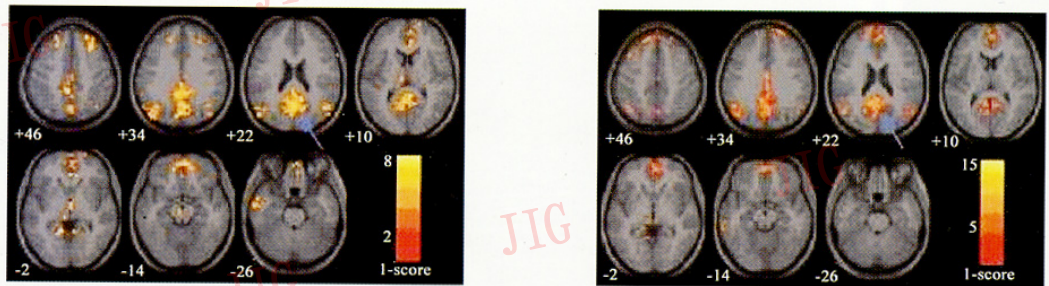


图2 采用空间ICA方法处理所得的脑激活图像(引自McKeown *et al.*1998)

Fig.2 Activations of the brain detected by the spatial ICA algorithm (From McKewon *et al.* 1998)



(a) ICA方法处理结果

(b) 传统ROI方法处理结果

图3 静息情况下fMRI数据采用ICA方法(a)和传统ROI方法(b)处理的结果(引自McKeown *et al.*2004)

Fig.3 Results of resting fMRI data, analyzed by ICA (a) and conventional ROI approach (b) (From McKewon *et al.* 2004)