

文章编号: 1001- 2486(2003) 03- 0096- 04

# 一种基于统计参数映射融合独立成分分析的新的激活区探测方法<sup>\*</sup>

雷震<sup>1</sup>, 胡德文<sup>2</sup>, 周宗谭<sup>2</sup>, 朱文珍<sup>3</sup>

(1. 国防科技大学人文与管理学院, 湖南长沙 410073; 2. 国防科技大学机电工程与自动化学院, 湖南长沙 410073; 3. 华中科技大学同济医学院同济医院放射科, 湖北武汉 430032)

**摘要:** 统计参数映射在某种程度上依赖于广义线性模型和高斯场理论。广义线性模型的缺陷在于这些假设不能很好地表示 fMRI 数据, 并且脑活动分布模式和血液动力学模型也不能由广义线性模型回归方程来恰如其分地模拟。而独立成分分析不能够提供每一独立成分激活区的显著性估计, 这使得实验者不能够很好地解释所获得的结果。提出一种将 SPM 和 ICA 技术进行融合的方法, 此方法可以将 ICA 自身的某些优势和 GLM 的假设检验方法结合起来, 互相取长补短。实验结果证明了这种方法在探测由运动任务所产生的激活区方面是有效的。

**关键词:** 统计参数映射; 独立成分分析; 功能磁共振成像; 广义线性模型

中图分类号: Q632 文献标识码: A

## A New Activation Detecting Method Based on Combination of Statistical Parametric Mapping with the Independent Component Analysis

LEI Zhen<sup>1</sup>, HU De-wen<sup>2</sup>, ZHOU Zong-tan<sup>2</sup>, ZHU Wen-zhen<sup>3</sup>

(1. College of Humanities and Management, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

3. Department of Radiology, Tong Ji Hospital, Tong Ji Medical School, Huazhong Univ. of Sci. &amp; Tech., Wuhan 430032, China)

**Abstract:** Statistical parametric mapping (SPM) depends on the general linear model (GLM) and the theory of Gaussian fields to some extent. But the disadvantages of the GLM are related to the fact that these assumptions outlined do not fairly represent the fMRI data. Also, hemodynamics and distributed patterns of the brain activity may not be well modeled by the GLM regression framework. While, the independent component analysis (ICA) does not provide the investigator with a significance estimate for each component activation, which may discourage experimenters from attempting to interpret the results. The paper proposes a method which combines some of the benefits of ICA with the hypothesis-testing approach of the SPM. Experimental results demonstrate that the proposed method is effective for detecting the activations resulting from a motor task.

**Key words:** statistical parametric mapping; independent component analysis; fMRI, general linear model

在脑成像的方法学研究中, 统计参数映射<sup>[1]</sup> (SPM: statistical parametric mapping) 技术已被国际上 fMRI 和 PET 脑成像分析领域所广泛采纳。这种基于体素的分析需要数据在同样的解剖空间——这将受重新排列数据的影响。重新排列之后, 图像要进行非线性变换以使它们能够匹配一个已经符合标准空间的模板, 即所谓的标准脑, 平滑化之后, 使用广义线性模型<sup>[2]</sup> 对每一个体素进行适当的单变量检验。最后一步是做基于 SPM 的统计推断, 并使用合适的响应或参数估计表现出响应的特征。SPM 中的统计分析和统计推断在某种程度上是依赖于广义线性模型。而 ICA 则是最近几年刚刚发展起来的一种新的盲源分离技术, 该方法在一定条件下能够有效地从多通道观测信号中分离出源信号。广义线性模型的缺陷在于, 这些假设不能很好地表示 fMRI 数据, 并且脑活动分布模式、血液动力学模型也不能由广义线性模型回归方程来恰如其分地模拟。而 ICA 则在不需要时间序列的先验假设时, 也可有效地探测出未知的、不曾预料的激活区, 不过 ICA 不能够提供每一独立成分激活区的显著性估计, 这使得实验者不能够

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2002- 12- 23

基金项目: 国家 973 预研专项基金

作者简介: 雷震(1976—), 男, 博士生。

很好地解释所获得的结果。将 ICA 表示为回归形式,可以将 ICA 自身的某些优点和 GLM 的假设检验方法结合起来,互相取长补短,由此想到了将 SPM 和 ICA 技术进行融合。

## 1 理论基础

广义线性模型来源于多种知识背景,如多元线性回归,协方差分析,简单  $t$  检验等。对于一个响应变量  $x_{ij}$ ,在体素  $j=1, \dots, J$  的广义线性模型如下<sup>[2]</sup>:

$$x_{ij} = g_{i1} \beta_{1j} + g_{i2} \beta_{2j} + \dots + g_{ik} \beta_{kj} + e_{ij} \quad (1)$$

其中  $i=1, \dots, I$  表示观察顺序,即扫描顺序。广义线性模型假定  $e_{ij}$  是独立且均匀正态分布的。 $\beta_{kj}$  是  $k$  个相应于每个体素  $j$  的未知参数,用来表示每一个解释性变量的相关贡献。系数  $g_{ik}$  是相对于观察量被获得时的解释性变量。方程(1)作为多变量广义线性模型可以写成以下矩阵形式:

$$X = G\beta + e \quad (2)$$

并且

$$G^T G b = G^T X \quad (3)$$

假如  $G$  是满秩的,那么  $G^T G$  是可逆的,并且最小平方估计由以下式子惟一给出:

$$b = (G^T G)^{-1} G^T X \quad (4)$$

而且,

$$E\{b_j\} = \beta_j \quad \text{并且} \quad \text{Var}\{b_j\} = \sigma_j^2 (G^T G)^{-1} \quad (5)$$

如果误差是正态分布的,那么最小平方估计也是最大似然估计。 $G$  常常被称为设计矩阵,它包括反映实验设计的协方差和指示变量。 $G$  的每一列有一个相关联的未知参数,其中的一些是感兴趣的,也即特殊的运动或 rCBF 的回归系数。另外一些参数是不感兴趣的,属于易造成混淆的影响,比如整体血流量效应对局部激活区的影响。

假定数据是空间独立成分的混合物,可以采用一种算法<sup>[3]</sup>来确定分离矩阵  $W$ ,进而求得独立成分

$$C_{ij} = \sum_{k=1}^N W_{ik} X_{kj} \quad (6)$$

其中,  $X$  是观测到的  $n \times r$  的行零均值数据矩阵,  $n$  是实验中的时间点数,  $r$  是脑体素的个数。用矩阵形式表示为:

$$C = W \cdot X \quad (7)$$

噪声也被作为其中的一部分独立成分来对待,被包含于其中。

以上所提及的分离矩阵  $W$  如果是可逆的,那么(7)式可以写成以下形式:

$$X = W^{-1} C \quad (8)$$

对这一表达形式,可以认为  $W^{-1}$  的列代表时域基波用来构造所观察到的  $X$  各列所描述的体素时间序列。

广义线性模型和独立成分分析之间的相似点通过比较(2)式和(8)式可以看出,使

$$W^{-1} \Rightarrow G, \quad C \Rightarrow \beta \quad (9)$$

则(8)式变为:

$$X = G\beta \quad (10)$$

和(2)式相比,此式除了没有正态分布的误差项之外,是同种表达式形式。但是,(2)式和(10)式的重要区别在于:当使用广义线性模型回归方程(2)时,其中的设计矩阵由实验者定义;而在(10)式中,矩阵  $G$  是用 ICA 算法计算出来的,因此并非由实验者决定。换言之,ICA 不依赖于实验者的先验知识和关于大脑活动的时间序列假设,仅仅需要对其概率分布作出一些假设即可。

## 2 方法与结果

### 2.1 实验设计

实验任务是即时条件下的简单右手手指运动,周期性地发生,共包括 5 个周期,每周期进行 20 次扫

描。实验中,被试在间歇和右手手指运动刺激之间交替进行,并以间歇开始。每个周期包含 10 次间歇期间的基线扫描以及随后进行的右手运动刺激期间的 10 次扫描。整个试验历时 312s。

### 2.2 方法实现

根据以上理论基础,首先采用一种 ICA 算法<sup>[3]</sup> 来确定分离矩阵  $W$ ,进而求得 8 个独立成分,分别记为  $T_1 \sim T_8$ ,其相关的时间序列如图 1 所示。

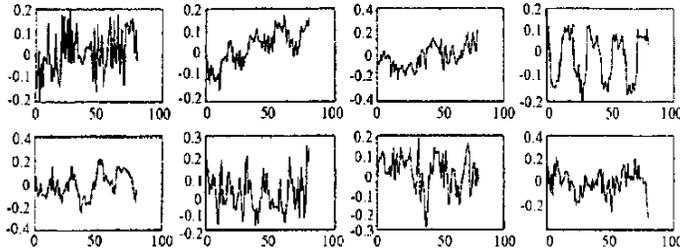


图 1 ICA 探测出来的独立成分相关的时间序列

Fig. 1 Time-series related with independent components detected by ICA

其中,第一行从左至右数第四幅图和我们的任务相关序列的相关系数最大,将其单独提取出来,记为  $T_4(t)$ 。然后用 SPM 软件对同一组数据进行分析,进行完图像的空间预处理之后,进入设计矩阵的定义阶段,设置试验的条件数(the number of conditions or trials)为 8,当此步完成之后,设计矩阵被保存到当前工作目录下的 SPM\_fmRIDesMtx.mat 文件中。接着在 MATLAB 的命令窗口中载入该文件,并将其中包

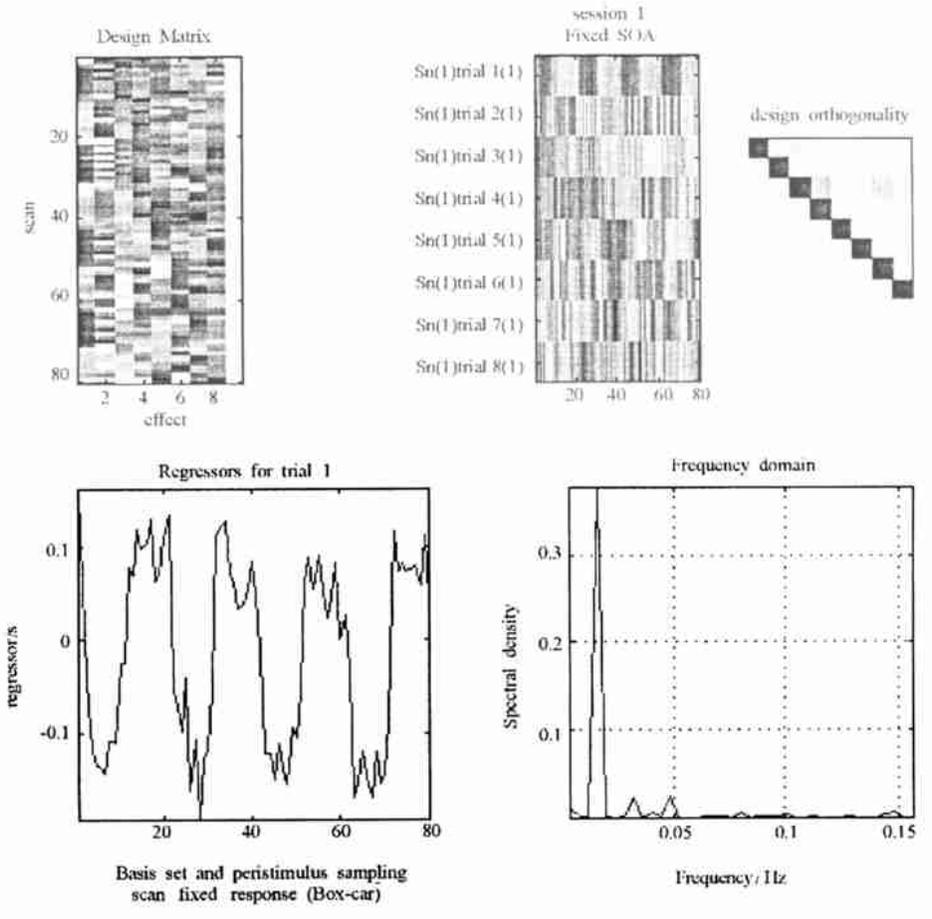


图 2 设计矩阵及相关序列的谱密度

Fig. 2 Design matrix and the spectral density of related series

含的矩阵变量  $X$ .  $X$  和  $ans$  的前 8 个列向量改为由 ICA 分离出的 8 个分量所对应的时间序列来替代, 第 9 列保持常量为 1 的高斯误差, 在用 SPM 分析的过程中, 选择  $T_4(t)$  作为“t-contrast”, 所得的设计矩阵如图 2 所示。

### 2.3 结果

通过分析, 最后所得到的激活区如图 3, 由图可看出, 使用 SPM 和 ICA 结合的方法可以发现除三处最大的激活区(对侧主运动体觉皮层、同侧主运动皮层及辅助运动区)之外的另外几处激活区(见标注 1、2), 它们大致位于顶叶的后部及前叶的中前部, 这是单独用 SPM 技术(图 4)或者用谱估计方法<sup>[4,5]</sup>所探测不出来的, 在生理学上有重要研究意义。

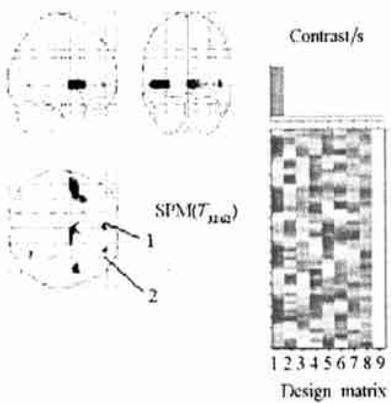


图 3 SPM 和 ICA 结合求出的激活区

Fig. 3 The activation detected by SPM combined with ICA

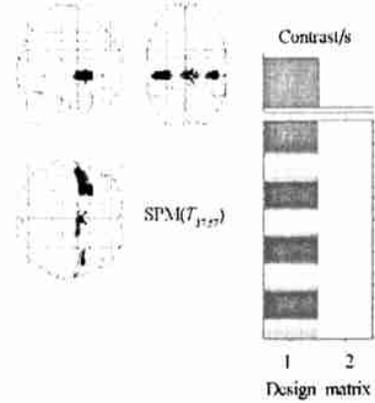


图 4 单独由 SPM 技术求出的激活区

Fig. 4 The activation detected only by SPM

## 3 结论

本文在简介了广义线性模型和独立成分分析的基础上, 提出了一种融合统计参数映射与独立成分分析的新的大脑激活区探测法, 该方法可以将 ICA 自身的优势和 GLM 的假设检验方法结合起来。实验结果证明了本文所提出的方法在探测由于运动任务所产生的激活区方面是有效的, 探测出了单独用传统的 SPM 技术或谱估计方法探测不出来的新的激活区。

## 参考文献:

- [1] Friston K J, Frith C D, et al. Comparing Functional(PET) Images: The Assessment of Significant Change[J]. *Journal of Cerebral Blood Flow Metabolism*, 1991, 11: 690- 699.
- [2] Mayhew J, HU De-wen, Zheng Y, Askew S, Hou Y Q, Berwick J, Coffey P, Brown N. An Evaluation of Linear Model Analysis Techniques for Processing Images of Micro-circulation Activity[J]. *NeuroImage*, 1998, 7(1): 49- 71.
- [3] Hyvarinen A, Oja E. A Fast Fixed-point Algorithm for Independent Component Analysis[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(7): 1483- 1492.
- [4] Lei Zhen, HU De-wen, Zhou Zong-tan, Zhu Wen-zhen. Application of Multi-taper Spectrum Estimation for Detecting Activation in fMRI[C]. *The 8th Int. Conf. on Functional Mapping of the Human Brain*, 2002, Sendai, Japan.
- [5] 雷震, 胡德文, 朱文珍, 等. 一种对基于 fMRI 的激活实验数据进行分析的新方法[J]. *中国医学物理学杂志*, 2002, 19(2): 85- 87.