

空间独立成分分析实现 fMRI 信号的盲源分离

钟明军¹, 唐焕文¹, 唐一源^{2,3}

(1. 大连理工大学计算生物学与生物信息学研究所, 辽宁 大连 116023;

2. 大连理工大学神经信息学研究所, 辽宁 大连 116023;

3. 中国科学院生物物理所视觉信息加工实验室, 北京 100101)

摘要: 独立成分分析(ICA)在功能核磁共振成像(fMRI)技术中的应用是近年来人们关注的一个热点。简要介绍了空间独立成分分析(SICA)的模型和方法, 将 fMRI 信号分析看作是一种盲源分离问题, 用快速算法实现 fMRI 信号的盲源分离。对 fMRI 信号的研究大多是在假定已知事件相关时间过程曲线的情况下, 利用相关性分析得到脑的激活区域。在不清楚有哪几种因素对 fMRI 信号有贡献、也不清楚其时间过程曲线的情况下, 用 SICA 可以对 fMRI 信号进行盲源分离, 提取不同独立成分得到任务相关成分、头动成分、瞬时任务相关成分、噪声干扰、以及其它产生 fMRI 信号的多种源信号。

关键词: 功能核磁共振成像; 盲源分离; 独立成分分析

中图分类号: Q332; Q189 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-6737(2003)01-0079-05

功能核磁共振成像(fMRI)技术已经成为人类探索脑功能的一种有力的无创伤工具。到目前为止, 对 fMRI 信号的分析处理方法大致可以分为两类: 基于假设的数据分析方法和基于数据的数据分析方法。前者是在假定事件相关曲线已知的条件下, 利用相关性分析或其它方法得到脑的激活区域^[1], 当不知道任务信号曲线时, 这种方法就难以应用。而后者只需用收集到的数据就可以完成对 fMRI 信号分析的任务, 比较常用的方法有聚类分析和主成分分析(PCA)等^[2,3]。比这些方法更新的是近年来发展起来的独立成分分析(ICA)方法, 它已经在 fMRI 的研究中得到了成功的应用。ICA 在 fMRI 分析中的应用包括空间独立成分分析(SICA)和时间独立成分分析(TICA)^[4], 本研究采用 SICA。实际上, 对 fMRI 信号的分析可以看成是一种盲源分离问题, 而 ICA 是实现盲源分离问题的有效办法^[5-7]。假设与任务相关的脑激活与其他生理因素和外界干扰是互不影响的, 将实验得到的 fMRI 信号看成是多个空间独立成分的线性组合^[4,8], 则用 SICA 可以实现 fMRI 信号的空间独立成分的提取, 得到任务相关成分、瞬时信号独立成分、噪声干扰和头动信号独立成分等多个空间独立成分。

1 空间独立成分分析的模型和方法

临床实验表明, 人的生理心理活动与大脑的相

应区域密切相关, 可以认为对被试者的任务刺激与噪音、头动等非任务因素互不影响。由实验获得的 fMRI 信号是多种因素共同作用的结果, 这些因素包括与刺激密切相关的任务信号和其它非任务信号, 它们分别只对大脑的某些区域产生影响, 因此每种刺激对大脑激活的空间分布就是相对固定的, 它们对应的脑图就是空间独立成分图^[4], 不同的空间独立成分图可能存在重叠的部分(如图 1), 将 fMRI 信号数据看成是空间独立成分图的线性组合, 用 ICA 对 fMRI 进行盲源分离得到空间独立成分图, 就是 fMRI 信号的空间独立成分分析。图 1 表示的是将 fMRI 信号分析看作是盲源分离问题的全过程^[4]。

如果用 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 表示收集到的 fMRI 信号, 用 $S=(s_1, s_2, \dots, s_m)^T$ 表示信源(空间独立成分图), 用 A 表示混合矩阵。信号源 S 经由混合矩阵 A 混合后得到混合信号 X , 则该空间独立成分分析

收稿日期: 2002-09-16

基金项目: 国家科技部九七三期专项(2001CCA00700)、国家自然科学基金项目(90103033, 30170321)

作者简介: 钟明军, 1976 年生, 博士生, 电话: (0411)4706039, E-mail: magin_zhong@yahoo.com.cn

通讯作者: 唐一源, 电话: (0411)4706046

模型可以表示为:

$$\mathbf{X}=\mathbf{A}\mathbf{S} \quad (1)$$

独立成分分析就是在只知道混合信号 \mathbf{X} 以及 \mathbf{S} 的各分量之间相互独立, 而不知道 \mathbf{A} 和 \mathbf{S} 的情况下, 寻找分离矩阵 $\mathbf{W}=(\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_M)^T$, 使得 $\mathbf{C}_i^T=\mathbf{w}_i^T\mathbf{X}\approx\mathbf{s}_i^T$ 为第 i 个独立成分。则空间独立成分矩阵可以表示为:

$$\mathbf{C}=\mathbf{W}\mathbf{X} \quad (2)$$

其中 $\mathbf{C}=(\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_M)^T$, $N\geq M$ 并且 \mathbf{S} 最多含有一个服从高斯分布的分量, \mathbf{W}^{-1} 的每一列表示的是空间独立成分的时间过程, 它反映空间独立成分

是如何随时间对 fMRI 信号做出贡献的。如果 fMRI 信号共含有 M 个信号源, 则独立成分分析将得到 M 个空间独立成分图, 并且每一个空间独立成分图具有一个相应的时间变化过程。由空间独立成分分析得到的空间独立成分是没有先后顺序的, 并且空间独立成分 \mathbf{C} 可能与信号源 \mathbf{S} 相差某个常数, 但这并不影响对空间独立成分的解释。为了表示每个点在空间独立成分图中的显著性程度, 可以将空间独立成分进行标准化处理(称为 z 值^[4])。实现独立成分分析的方法有多种^[5-7], 本文采用的是快速算法^[7]。

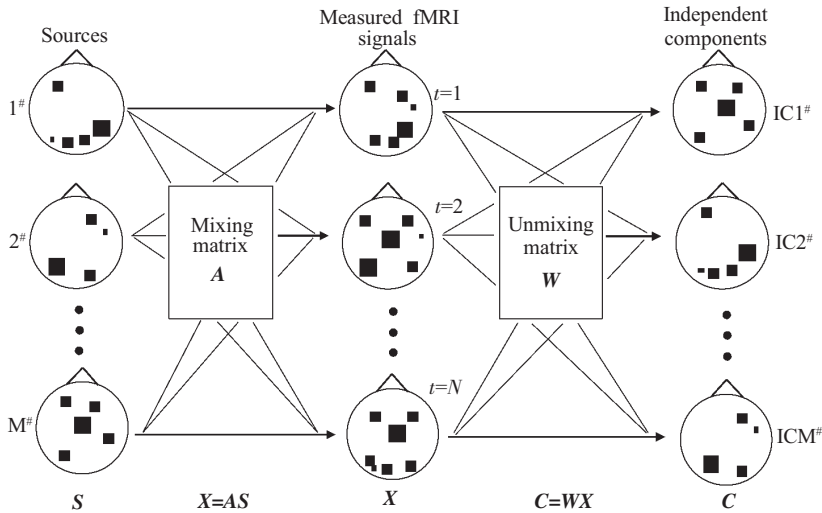


Fig.1 Process of ICA for fMRI data. fMRI data as a mixture of source signals. The mixing matrix \mathbf{A} specifies the relative contribution of each source signal at each time point. ICA finds an unmixing matrix \mathbf{W} that separates the observed component mixtures into the independent component maps and time courses

2 材料和方法

被试: 一名身心健康的大学生参加实验, 视力正常, 右利手。

设计与材料: 按区块设计(block-design), 每个实验序列共四个 block, 每个 block 持续 30 s(10 个刺激), 控制是 30 s(10 个 +), 每次实验任务历时 240 s, $TR=2$ s。实验是动词联想任务, 如看到“饭”联想“吃”(注意必须是动词), 控制条件是放松被动看“+”字, 不做任何联想活动。

功能成像: 采用 GE 公司 Signa Horizon 1.5T 超导型磁共振成像系统。实验时, 功能成像采用回波平面成像梯度回波序列, 共取 14 层。其扫描参数如下: $TR=2000$ ms, $TE=40$ ms, $FOV=24\times 24$ cm, 层厚 6 mm, 间距 1 mm, 矩阵 64×64 , flip angle= 90° 。

实验时, 受试者取仰卧位, 头部固定, 双手自然平放于身体两侧。用与微机相连的 LCD 投影仪, 在屏幕上呈现黑背景白色单个词(如饭)刺激, 控制刺激为“+”。要求受试者在扫描过程中, 放松被动看“+”字, 不做任何联想活动^[9]。

3 结果

实验收集到的 fMRI 信号, 每组共有 120 个序列。在 linux6.1 下用 c 语言实现快速算法并对 fMRI 信号进行分析, 用 MCW AFNI^[10]显示空间独立成分图谱和它的时间过程曲线(图 2)。用快速算法对一个被试者的多组 fMRI 信号进行成分提取, 然后对空间独立成分进行分类, 可以得到以下几种空间独立成分: 任务相关信号独立成分、头动信号独立成分、瞬时信号独立成分、噪声信号独立成分

和类似周期性信号独立成分。其中, 每组 fMRI 信号一般含有一个任务相关独立成分。图 2 显示了这几种空间独立成分, 以及它的时间过程曲线。每个

独立成分图谱中的黑色椭圆区表示激活状态, 白色椭圆区表示抑制状态, z 值表示独立成分图谱中每个像元 (即像素) 的显著性程度, 即表示激活或者

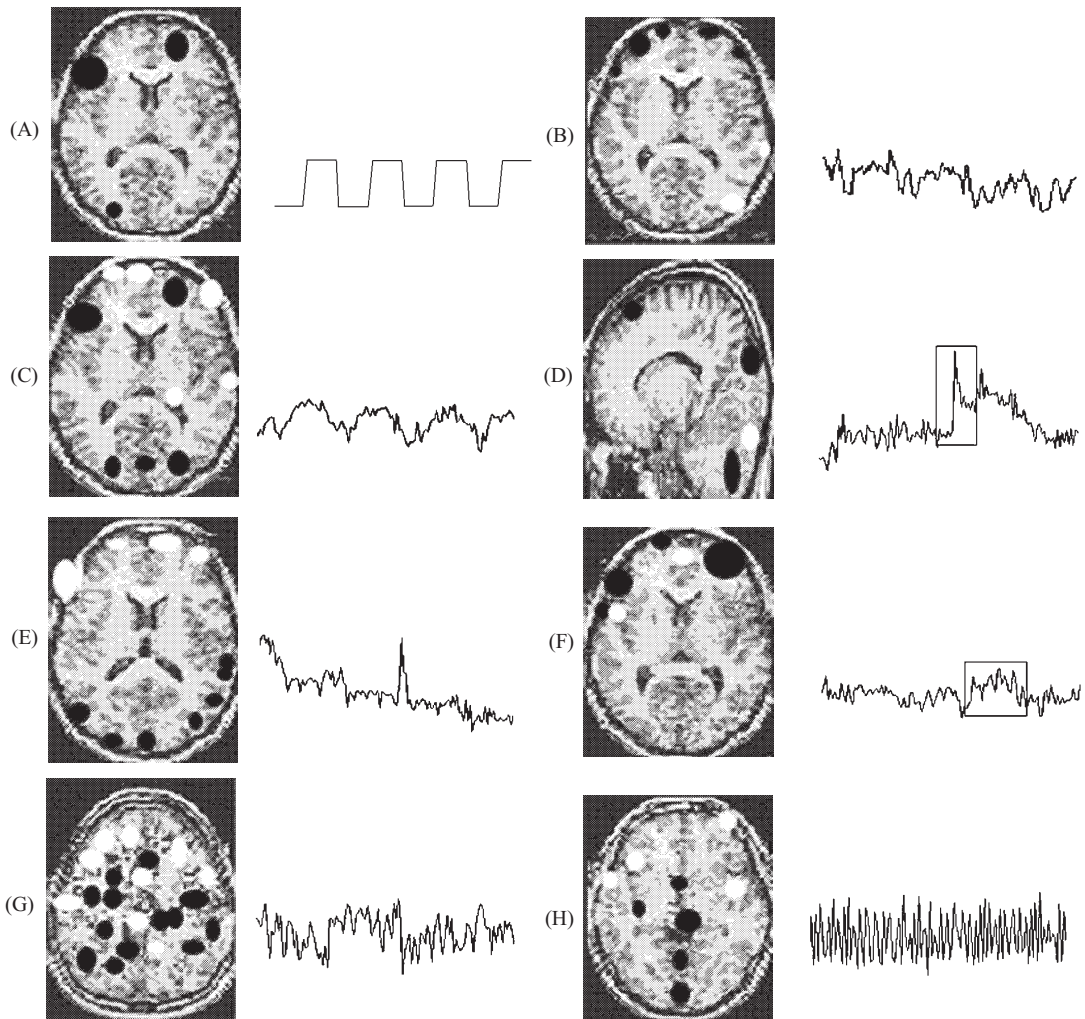


Fig.2 ICA component types ($|z| > 2.0$). (A)Block-design; (B)Task-related principle component; (C)Task-related independent component; (D)Abrupt head movement; (E)Slow head movement; (F)Transiently task-related; (G)Noise; (H)Quasi-periodic

是抑制的阈值。

任务相关独立成分: 对于一个成功的实验, 每组 fMRI 信号都应该含有任务相关独立成分, fMRI 信号分析的一个重要任务就是寻找与任务刺激相对应的脑的激活区域。与相关性分析不同, 用独立成分分析可以直接得到任务刺激激活区域的脑图谱和任务相关性曲线(图 2C)。从中可以发现该任务的激活区域主要集中在额叶、枕叶和小脑区, 比由相关性分析得到的激活区域更多(图 2A)。从激活区域和时间过程曲线来看, 比用主成分分析对 fMRI 信号分析的效果更明显(图 2B)。

头动信号独立成分: 在实验的过程中, 被试者可能会在很短的时间内做幅度较大的头动, 它的时

间过程曲线大致与图 2D 一致。从时间过程曲线看, 在图 2D 中方框表示的时间段内(大约是在第 61~63 s 之间)被试者沿着一个方向作幅度较大的头动, 反映在独立成分图上是被试者以 x 方向为轴^[10]作突然的头动。如果实验时间较长, 被试者可能会由于疲劳而产生轻微的头动(图 2E), 从时间过程曲线的大致趋势可以看出被试者在沿一个方向做慢慢头动。由于头动信号反映在脑图谱上就是激活区域的偏移, 如果头动信号太强, 则会影响对 fMRI 信号的正确分析, 而用相关性分析就很难发现这种信号。

瞬时信号独立成分: 在实验的过程中, 有些脑区在一段时间内参与了任务, 而在其它的时间段内

并不参与任务,这类成分称为瞬时任务相关独立成分^[48],图2F表示的就是这类信号。从时间过程曲线可以看出在方框表示的时间段内该独立成分参与了任务,而在其它时间段内并不参与任务。从独立成分图可以发现在额叶有激活,与任务相关独立成分的激活区域只是部分地一致。用相关性分析很难发现这类信号。文献[8]对瞬时任务相关独立成分作了详尽的讨论。

噪声信号独立成分:在所有的独立成分中,有很大一部分独立成分是噪声干扰信号,图2G就是噪声信号的一个例子,它的激活区域在脑区中是随机分布的。

类似周期性信号的独立成分:还有一部分独立成分的时间过程曲线近似于呈现周期状态,图2H就是类似周期性信号的独立成分的例子,它的时间过程曲线大约每隔2.5 s就出现一个峰值,该独立成分对fMRI信号的贡献是呈震荡状态的,这类信号可能是由于心跳、呼吸和血液流动所造成的。

4 讨 论

从上述实验例子可见:对fMRI信号的研究可以作为一种盲源分离问题来处理,将独立成分分析应用于fMRI信号分析可以克服传统分析方法的困难和不足,在不知道有哪些任务因素对fMRI信号有影响的条件下,用独立成分分析就可以得到这些信息,这是传统的分析方法难以做到的,这样就可以清楚地发现fMRI信号的内在因素。但是在得到独立成分之后,如何对独立成分进行生理、心理学意义上的分析非常重要,这必须依靠生理、心理学家对独立成分进行分析、分类和解释。但是就本实验结果而言,我们至少可以得到以下基本信息:首先,在宏观上清楚地了解到有哪几种因素对fMRI信号有贡献;其次,对各个独立成分进行分析可以判断该实验数据是否值得利用和分析,如果任务相关独立成分时间过程曲线与实验设计相差太大,那么说明被试者很有可能没有很好地参与给定的实验任务,这样实验数据就不能准确客观地反映给定的实验刺激。显然,相对于有头动独立成分的fMRI信号,应该选择具有较小头动的fMRI信号进行分析;第三,反过来可以利用独立成分进一步对实验数据进行比较分析,当任务相关独立成分时间过程曲线与实验设计一致时,在脑功能成像分析软件AFNI^[10]下,可以用它作为相关性曲线来产生激活

区域,用以与用方波产生的激活区域进行比较分析。

应该注意的是,由于独立成分分析算法本身的原因,得到的独立成分是不存在先后顺序的,因此如何对独立成分进行排序^[9]是值得研究的。当取不同的 z 值作阈值时,独立成分图谱的激活区域的大小是不同的,当 $|z|$ 越大时,显示的激活区域越小;当 $|z|$ 越小时,显示的激活区域越大,因此必须选取适当的阈值来显示激活区域,目前一般选用大家普遍能接受的阈值作为标准。在实验的过程中不可避免地存在由于血液流动、心跳、呼吸等因素产生的独立成分,这类信号可能与周期性时间过程曲线相对应,从而可加以界定。

参考文献:

- [1] Friston KJ, Holmes AP, Poline JB, et al. Analysis of fMRI time-series revisited[J]. *NeuroImage*, 1995,2:45-53.
- [2] Baune A, Sommer FT, Erb M, et al. Dynamical cluster analysis of cortical fMRI activation[J]. *NeuroImage*, 1999,9: 477-489.
- [3] Friston KJ, Phillips J, Chawla D, et al. Revealing interactions among brain systems with nonlinear PCA [J]. *Hum Brain Mapp*, 1999,8:92-97.
- [4] McKeown MJ, Makeig S, Brown GG, et al. Analysis of fMRI data by blind separation into independent spatial components[J]. *Human Brain Mapping*, 1998,6:160-188.
- [5] Comon P. Independent component analysis-A new concept [J]? *Signal Processing*, 1994,36:287-314.
- [6] Bell A, Sejnowski T. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution [J]. *Neural Computation*, 1995,7:1129-1159.
- [7] Hyvärinen A, Oja E. Independent component analysis: algorithms and applications [J]. *Neural Networks*, 2000,13: 411-430.
- [8] Gu H, Engelen WG, Feng HH, et al. Mapping transient, randomly occurring neuropsychological events using independent component analysis [J]. *NeuroImage*, 2001,14: 1432-1443.
- [9] 唐一源, 张武田, 马林, 等. 默读汉字的脑功能成像研究[J]. *心理学报*, 2002,34:193-196.
- [10] Cox RW. AFNI: Software for analysis and visualization of functional magnetic resonance neuroimages[J]. *Computers and Biomedical Research*, 1996,29:162-173.

BLIND SOURCE SEPARATION FOR FMRI SIGNALS USING SPATIAL INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS

ZHONG Ming-jun¹, TANG Huan-wen¹, TANG Yi-yuan²

(1.Institute of Computational Biology and Bioinformatics, Dalian University of Technology, Liaoning Dalian 116023, China;

2.Institute of Neuroinformatics, Dalian University of Technology, Liaoning Dalian 116023, China;

3.Laboratory of Visual Information Processing, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: The analysis of functional magnetic resonance imaging (fMRI) signals using independent component analysis (ICA) has been a hotspot in the recent years. The main principle of performing the blind source separation (BSS) using spatial independent component analysis (SICA) is described. Since the fMRI signals from the experiments can be seen as a specific problem of BSS, the FastICA can be used to realize the BSS. Current analytical techniques, which are applied to fMRI signals, require a prior knowledge or specific assumptions about the time courses of processes contributing to the measured signals. Without any prior knowledge about the time courses of processes contributing to the measured signals, only the FastICA can perform BSS and be used to separate fMRI signals into task-related independent components, head movement independent components, transient task-related independent components, noisy independent components and other independent component signals.

Key Words: Functional magnetic resonance imaging; Blind source separation;
Independent component analysis