

· 研究原著 ·

文章编号 1000-2790(2006)11-1005-03

基于区域增长的 ICA 算法在 fMRI 数据处理上的应用探讨

吴 飞 苏 敏 肖 柯 (四川大学电气信息学院 四川 成都 610065)

Application of independent component analysis algorithm based on region growing for processing the fMRI data

WU Fei , SU Min , XIAO Ke

School of Electrical Engineering and Information , Sichuan University , Chengdu 610065 , China

【Abstract】 AIM : To discuss the application of independent component analysis (ICA) algorithm based on region growing in processing the functional magnetic resonance imaging (fMRI) data. **METHODS** : Firstly , a pre-processing to the fMRI signal with region growing method was performed for simplifying the fMRI data. Then , the ICA algorithm was used to separate the fMRI data. Finally , the activation of fMRI signals was detected by calculating the correlation coefficients. **RESULTS** : Simulation and real fMRI data experiment showed that the proposed method was effective and the run time was reduced significantly from (6.8534 ± 0.0179) s to (1.6282 ± 0.0435) s. **CONCLUSION** : The algorithm can reduce the complexity of fMRI data and improve the efficiency.

【Keywords】 brain ; functional magnetic resonance imaging ; independent component analysis ; region growing ; blood oxygenation level dependent

【摘要】目的 : 讨论基于区域增长的独立成分分析(ICA)法在 fMRI 数据处理上的应用。方法 : 首先用区域增长法对 fMRI 数据作预处理 , 除去明显不是激活的体元 , 降低 ICA 计算的复杂性 , 然后用 ICA 算法对 fMRI 数据进行分离 , 对分离的结果用相关系数法检测 fMRI 信号的激活体元。结果 : 仿真实验和实际的 fMRI 数据例子证明了本方法的有效性 , 它可将同组数据的运算时间由(6.8534 ± 0.0179) s 减少到(1.6282 ± 0.0435) s。结论 : 基于区域增长的 ICA 算法能对 fMRI 数据进行降维 , 减少算法的运行时间。

【关键词】 脑 ; 功能磁共振成像 ; 独立成分分析 ; 区域增长 ; BOLD

【中图分类号】 R318 **【文献标识码】** A

收稿日期 2005-08-30 ; 接受日期 2005-12-19

基金项目 国家自然科学基金(90208003)

通讯作者 苏 敏. Tel (028)85407188 Email min-su@tom.com

作者简介 : 吴 飞. 硕士生(导师苏 敏). Tel (028)85401397

Email wufei98@163.com

0 引言

脑功能磁共振成像(fMRI)是 20 世纪 90 年代才发展起来的新技术 , 其主要原理是大脑在执行特定认知任务时 , 相关区域兴奋所引起的血氧水平的变化能引起该区域磁共振信号的改变 , 通过探测该区域磁共振信号的改变可以研究人脑的认知活动及功能定位。处理脑 fMRI 信号的主要方法有 *t*-检验法、单次检测法、相关性检测法。在信号处理领域出现的独立成分分析法(ICA)也已经应用在脑 fMRI 数据处理上^[1]。ICA 法是一种基于高阶统计量的方法 , 具有较好的发展前景。

常用的 fMRI 数据分析方法是相关分析方法^[2]。该方法计算逐个体元的时间过程与参考波形的相关系数 , 通过阈值化相关系数来确定体素激发与否。但由于真正的脑血流动力学响应函数是未知的 , 且不同功能区域的体素具有不同的脑血流动力学响应模式 , 采用这种方法检测激发信号的准确性极大地依赖于参考波形与实际的脑血流动力学响应函数之间的相似程度。在重复的功能实验中 , 当受检者接受同样的功能刺激或执行同样的任务 , 激发的体素具有相似的时间响应过程。这种相似性可通过基于逐个体素的自相关技术测定^[3] , 然而自相关技术只考虑了 fMRI 数据的时间特性 , 忽略了其空间特性。

我们采用基于区域增长法^[4]作数据预处理并结合 ICA 的方法 , 在 fMRI 数据的统计处理上作了一定的探索。区域增长法多用于图像分割领域 , 这个方法假定同一区域的相邻体元具有相似的强度。对于 fMRI 数据 , 激活区是块状的区域而不是单独的一些点 , 这一特性符合区域增长法的假设。用区域增长法处理后 , 可以消除明显不是激活的区域 , 降低 ICA 算法的复杂性。我们首先介绍了 ICA 算法的基本原理 , 然后阐述了基于区域增长的独立成分分析法 , 最后仿真实验和实际的 fMRI 数据分析结果证明了本文方法的有效性。

1 ICA 原理及算法

无噪声的磁共振信号模型 :

$$X = AC$$

(1)

其中 $A \in R^{N \times M}$ 为信号混合矩阵; X 为脑 fMRI 信号的 N 维观测向量, C 为由 M ($N \geq M$) 维统计独立的信号分量构成的信号向量, 其中包括与刺激相关的脑 fMRI 信号分量. ICA 分析法就是在我们不知道混合矩阵 A 的情况下, 寻找线性映射 w 从观测的脑 fMRI 信号 X 中提取不能被直接观测的原始信号 c ($\approx y$): $y = w^T x = wAc$

设 y 为 M 维需提取的脑 fMRI 信号成分, $p(y)$ 为它的概率密度, $p(y_i)$ 为 y 的分量 i 的边缘密度, 则 y 的互信息熵定义为:

$$H(p_y) = \int p(y) \log \frac{p(y)}{\prod p(y_i)} dy \quad (2)$$

显然, 当 y_i 与 y_j ($i \neq j$) 相互独立时, $p(y) = \prod_{i=1}^M p(y_i)$, $H(p_y) = 0$. 因此, 利用互信息极小可以提取各独立成分^[5].

在实际应用中, 将进一步根据所研究问题的物理和生理意义, 按一定的规则选出一个或几个独立成分, 作为有意义的成分, 而其他的成分视为噪音.

2 基于区域增长的独立成分分析法

2.1 区域增长法 点 $M(x, y, z)$ 在三维空间上有 26 个相邻点. 取 80 个 fMRI 切片, 每个切片取相同位置的 3 层 (每层 64×64 个体元), 则中间第 2 层的体元 M 在三维空间上就有 26 个相邻点 (图 1). 在每个采样点上对这 27 个点取平均值, 得到平均时间序列, 计算平均时间序列与 27 个体元的相关系数, 相关系数大于阈值 T_1 的体元个数为 n , 若 n 大于阈值 T_2 , 则 M 点划为激活点.

在应用 ICA 算法之前, 对数据进行预处理是十分必要的. 我们用区域增长法作预处理后, ICA 算法的计算复杂度就大大降低了.



图 1 点 M_i 在三维空间上有 26 个相邻点, 共 80 幅切片

2.2 ICA 算法 为寻找线性映射 w , 我们给出了如下算法^[1]: 先给定一个初始的 w (一般都取为单位矩阵). 原始信号 $y = g(C)$, 非线性函数 $g(\cdot)$ 提供了足够的高阶统计信息, 这里定义为: $g(C_i) = \frac{1}{1 + e^{-C_i}}$, 其

中 C 为原始信号向量 y 组成的矩阵. $C = WX_s$, X_s 定义为: $X_s = P_x$, 其中 $P = 2(XX^T)^{-1/2}$, XX^T 是观测信号 X 的 $N \times N$ 阶协方差矩阵. w 中的每个元素根据 Δw 的变化而更新: $\Delta w = \epsilon(1 + yC_r)w$, 其中 ϵ 是一个学习率, 根据具体情况而定 (典型值接近 0.01). 向量 y 的元素由 $\dot{y} = (1 - 2y_i)$ 计算而来. 当映射矩阵 w 的元素变化达到足够小的值 (如 Δw 的最大元素的平方根 $< 10^{-6}$) 时停止计算. 最后根据公式 $C = WX$ 得到原始信号矩阵 C .

最后计算 ICA 分离后信号 C 与参考信号的相关系数. 把相关系数大于一定阈值的体元作为刺激引起兴奋的体元, 将脑背景图的相应体元位置设为亮点, 得到脑 fMRI 的功能图像.

3 算法仿真与实际数据实验

3.1 仿真实验

3.1.1 仿真数据的产生 仿真数据是按如下方式产生的: 休息期间按幅值为 100 的均匀图像上叠加幅值从 0 到 5 随机分布的噪声, 重复 3 次; 激活期间, 在以上基础上激活区域叠加幅值为 2 的激活值, 重复 3 次. 图片按激活、休息、激活、休息... 间隔设置, 总共 $3 \times 80 = 240$ 幅图片 (图 2A).

3.1.2 仿真的结果 对上述的仿真数据, 先用 ICA 分析法进行分析提取. 对每次重复 3 次生成的 3 个图片中取出中间的图片, 这样得到 80 张刺激和休息间隔的数据体. 对此数据进行 ICA 分析, 得到的结果如图 2B; 然后用本文基于区域增长的 ICA 算法进行提取, 结果如图 2C 所示. 算法的提取效率以有效提取点数除总提取点数来计算, 图 2B 所示 ICA 算法的有效提取率约为 66.2%, 图 2C 所示基于区域增长的 ICA 算法有效提取率约为 62.7%.



A: 仿真设定的数据图像; B: ICA 分析法提取的结果; C: 本文算法提取的结果.

图 2 仿真数据与两种算法提取结果

实验的运行平台为 Intel Pentium(R)4 CPU 2.93 GHz, 内存为 512 M, Matlab6.5. 两种算法处理运行的时间对比如表 1. 每一列表示同一次数据两种算法的 ICA 处理时间, 取 5 次实验的平均值. 由表 1 知, 本文

ICA 算法的处理速度明显快于原 ICA 算法.

表1 两种算法处理的运行时间对比

(n=5, t/s, $\bar{x} \pm s$)

算法	实验1	实验2	实验3	实验4	实验5
ICA 算法	6.8534 ± 0.0179	6.8250 ± 0.0473	6.8878 ± 0.0760	6.9562 ± 0.2747	6.8186 ± 0.0462
本文算法	1.6282 ± 0.0435	1.6248 ± 0.0110	1.6594 ± 0.0437	1.6532 ± 0.0464	1.6592 ± 0.0134

3.2 实际 fMRI 数据处理

3.2.1 实验数据描述 实际 fMRI 数据由北京认知科学开放实验室在北京医院采集, 研究脑神经功能的颜色和字意的冲突效益, 定义脑神经中与颜色刺激相关的区域. 实验任务设计为周期性的: 刺激, 休息, 刺激, 休息, 其中红笔写绿字为刺激, 绿笔写红字为刺激, 细笔写红绿字为无关即休息. 每次扫描收集的 fMRI 数据体有 25 个断面, 每个断面有 64 × 64 个体元. 实验时周期性地选择 80 个扫描图片. 每个扫描图片取相同位置的三个断面. 本实验设定的研究颜色冲突效益可定位大脑神经中哪部分神经与视觉的颜色刺激有关, 这对于色盲等症状的治疗是很有意义的.

3.2.2 本文算法描述及实际 fMRI 数据处理结果

在实验时, 我们从扫描图片中取出第 12 到第 14 这 3 层作为一个空间整体, 选择扫描图片的顺序为: 刺激、休息、刺激、休息、... 共取 80 个扫描图片, 组成 80 个采样点的时间序列.

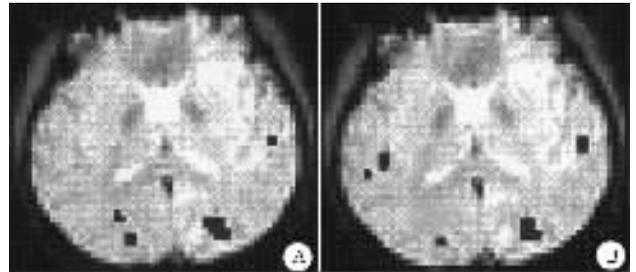
首先采用区域增长法对原始数据作预处理. 取 3 层中的第 2 层为基准, 先将某点及其空间相邻的 26 点与平均时间序列作相关, 经两次阈值筛选后可判断这点是否可能是激活点. 对于明显不是激活的点则不进行 ICA 算法.

图 3A 是本文基于区域增长的 ICA 算法所得到的 fMRI 图像, 亮点表示由刺激引起的脑区兴奋的体元区域. 图 3B 是未采用数据预处理的 ICA 分析法得到的成像结果. 由实验结果可知, 两种方法提取的激活区域(右下侧亮点区域)是一致的, 符合由视觉刺激引起的脑区兴奋主要位于枕叶外侧视觉功能区的生理学事实. 图 3A, B 中其他区域可能是被实验者其他活动(如头动等)所产生的噪声信号. 由图知, 本文基于区域增长的 ICA 算法成像结果(图 3A)的信噪比明显优于 ICA 算法的成像结果(图 3B).

4 结束语

fMRI 是进行脑功能成像的新手段, 其数据处理方法还不完善. 相关系数法简单实用, 但效果并不理想. ICA 法计算复杂. 我们基于区域增长的 ICA 算法

较简单的相关系数法在脑功能信号的提取上有极大的改善, 较 ICA 分析法计算复杂度明显降低. 用区域增长法处理后, 消除了大部分明显不是激活的区域, 降低了 ICA 算法计算的复杂性, 提高了计算速度. 最后实际数据的提取结果表明, 本文算法有一定积极的意义.



A: 基于区域增长的 ICA 法 B: 基于 ICA 算法.

图3 两种算法的成像结果

基于 fMRI 的脑功能信号的提取在本质上是一个弱信号提取问题, 其依据在于功能信号与背景噪声在统计特性方面的差异. 在现有的方法中, ICA 作为一种基于高阶统计量的方法, 是对信号与噪声差异的更深层次的把握. 区域增长法作为图像处理领域的一个方法, 如何进一步地应用在脑功能信号提取上还有待于我们去研究.

致谢 刘玉生教授对英文翻译和刘奇教授对数据统计的修改.

【参考文献】

- [1] Mckeown MJ, Jung TP, Makeig S, et al. Analysis of fMRI data by blind separation into independent spatial components [J]. Hum Brain Mapp, 1998, 6: 160-188.
- [2] Friston KJ, Jezzard P, Turner R. The analysis of functional MRI time-series [J]. Hum Brain Mapp, 1994, 1: 153-171.
- [3] Clare S, Humberstone M, Hykin J, et al. Detecting activation in event-related fMRI using analysis of variance [J]. Magn Reson Med, 1999, 42: 1117-1122.
- [4] Lu Y, Jiang T, Zang Y. Region growing method for the analysis of functional MRI data [J]. Neuroimage, 2003, 20: 455-465.
- [5] Comon P. Independent component analysis: A new concept? [J]. Sig Process, 1994, 36: 287.
- [6] 苏敏, 尧德中. 脑功能多种成像方式整合技术的研究及其进展 [J]. 生物医学工程学杂志, 2005, 22(2): 385-388.

编辑 何扬举