

## 独立成分分析在视觉运动核磁共振数据处理中的应用

付令, 武杰

上海理工大学医疗器械与食品工程学院, 上海 200093

**【摘要】目的:**验证独立成分分析(ICA)方法在处理视觉运动核磁共振数据中的有效性。**方法:**将ICA方法应用于视觉运动任务态的功能磁共振的数据处理。选用FastICA算法,根据有效的筛选标准选择最佳的独立成分,并将独立成分与功能模板数据进行比较。**结果:**选用FastICA算法进行数据的ICA处理,并选取成分8与功能数据进行对比。结果显示成分8显示的脑部活跃区域与功能数据较为相符。**结论:**采用FastICA方法所分离出来的独立成分,能够比较准确地显示脑部与运动视觉相关的活跃区域,同时也验证了ICA方法在分离视觉信息处理的背侧通路的有效性。

**【关键词】**独立成分分析;视觉运动;功能磁共振成像;成分选取

**【中图分类号】**R445.2

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2017)07-0676-05

### Application of independent component analysis in visuomotor functional magnetic resonance imaging data processing

FU Ling, WU Jie

School of Medical Instrument and Food Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

**Abstract: Objective** To verify the effectiveness of independent component analysis (ICA) in visuomotor functional magnetic resonance imaging (fMRI) data processing. **Methods** ICA was applied in the visuomotor fMRI data processing. According to the effective screening criteria, the proper independent components were obtained with FastICA algorithm. The obtained independent components were compared with the function template data. **Results** FastICA algorithm was used for the ICA processing of data. Component 8 was selected to compare with the functional data, and the comparison showed that the brain activation areas revealed with component 8 were close to that obtained with functional data. **Conclusion** Components obtained with FastICA method clearly and accurately reveal the brain activation areas related to the visuomotor, which also verifies the effectiveness of ICA in the data processing for dorsal stream.

**Keywords:** independent component analysis; visuomotor; functional magnetic resonance imaging; component sorting

### 前言

独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)是一种用于盲源分析的数据分析和统计技术。如果观测数据变量是未知变量的线性或非线性的混合,并且在系统也是未知的条件下,假设这些内在变量是互相独立并且是非高斯的,那么这些互相独立的变量可以被称为观测数据的独立成分。这些独立成分便可以通过ICA方法分离出来。我们将观测数据设为矩阵 $X$ ,ICA算法的目的就是在混合矩阵

$A$ 和源信号 $S(t)$ 未知的情况下,仅利用各源信号间是统计独立的这一假设,寻找一个线性变换矩阵即解混矩阵 $W=[w_1, w_2, w_3, \dots, w_n]$ 对 $X$ 进行线性变换,得到 $N$ 维输出列向量 $Y(t)=[y_1(t), y_2(t), y_3(t), \dots, y_n(t)]$ ,使得 $Y(t)$ 尽可能地逼近源信号,成为对独立分量 $S(t)$ 的一个估计,即 $Y(t)=WX(t)=WAS(t)=S(t)$ ,此处矩阵 $S$ 的各个向量应当是独立的并且是非高斯的,将这些向量称为独立成分。这只是ICA的简单模型,在应用中,不同ICA方法的计算性能也取决于不同的目标函数和优化算法。

功能性磁共振成像技术(fMRI)能够在正常生理状态下无创、动态地观察人脑的功能活动,目前已经被广泛应用于人脑功能活动的研究中。ICA算法对于独立性的要求并不是指直接在医学角度分析神经生理信息的独立性,而是针对信号幅值分布的统计

**【收稿日期】**2017-03-09

**【基金项目】**国家自然科学基金(61101174);上海理工大学微创励志创新基金(YS30809124)

**【作者简介】**付令,硕士研究生,研究方向:医学图像处理, E-mail: 2056046088@qq.com

关系。这种统计独立性在fMRI信号等医学工程信号中基本上是可以满足的。众所周知,视觉是人类认识世界的重要途径,但是目前对于处理视觉信息的脑生理机制的研究依然未彻底明确<sup>[1-2]</sup>。因此,为规避以先验知识驱动研究方法的弊端,本研究致力于使用数据驱动的ICA方法<sup>[3]</sup>探究视觉运动的机制。

基于目前对视觉的研究,在人产生视觉的过程中,所活跃的脑部区域主要集中在以下4个区域,即V1~4区域<sup>[4]</sup>。一是人初级视皮层(V1)区,4~8 cm,主要分布在大脑左右枕叶后部的距状沟内,分别感受对侧视野。V1的背侧、腹侧距离约4 cm,位于大脑表面距状皮层上下唇。从V1背侧到腹侧,感受视网膜下野垂直正中线上野正中线的视觉刺激。二是V2与V1皮层边界相邻,距离V1约1 cm。V2区背侧(V2d)感觉下1/4的视野,腹侧(V2v)感受上1/4的视野。三是带状视皮层V3区,宽约1 cm,长6~8 cm,与狭长的V2v区相邻,距离V2区约1.5 cm。四是与色彩识别有关的V4区域。本研究将ICA方法应用于视觉运动任务态的fMRI数据处理,以期选择最优算法分离得到独立成分,以此得到较为准确的空间活跃区域;并将筛选出来的成分与功能数据进行比较以分析其有效性。本文将分为两方面的研究内容:(1)选择适合视觉任务态的ICA算法;(2)分析ICA算法在研究背侧视觉运动通路的有效性。

## 1 实验与方法

### 1.1 实验

数据来自于Philips的1.5 T磁共振对3名健康实验对象的扫描结果。实验中采用平面回波序列,视野为64 mm×64 mm,翻转角为90°,重复时间为1 s,回波时间为39 ms。扫描期间实验对象同时进行视觉运动任务。该视觉运动任务包括一台LCD投影仪,通过镜面将视觉刺激投射于被扫描的实验对象的视野之内。视觉刺激的背景图片是中央带有十字的黑色图片,十字将观察区域分为左右两部分。实验中在视区右侧投射棋盘图案,持续25 s。然后恢复背景图片5 s,再于左侧投射25 s的棋盘图案。以上过程重复4个周期,并在给予视觉刺激的同时要求实验对象将与视觉刺激同侧的大拇指依次接触手部其他4个手指。

### 1.2 ICA算法分析

最为常见的ICA算法有互信息最大化算法(Infomax)和基于负熵的快速不动点算法(FastICA)。Infomax算法是A.J.Bell和T. J. Sejnowski提出的一种基于信息最大化传输的单层前反馈神经网络算

法<sup>[5-6]</sup>,其基本思想是利用似然函数极大法估计中要估计 $x$ 的独立性最大等价于估计 $x$ 的某一非线性函数独立性的最大化法的准则。FastICA算法是一种极大化非高斯性的ICA估计方法<sup>[7]</sup>。这种方法引入负熵作为非高斯性的评判标准,并由负熵导出对应的算法。根据信息论的基本理论,在具有相同方差的所有随机变量中,高斯变量拥有最大的熵,因此负熵在统计理论上是非高斯性的最佳估计。但是负熵的计算十分困难,因此负熵的简化估计成为实现ICA的一种有效方法<sup>[8-9]</sup>。对于算法的选择和比较,以往的文献大多从算法本身的目标函数和优化算法的数学结构,以及算法的统计性能<sup>[8-9]</sup>等来进行比较。对于Infomax和FastICA这两种算法,本文将比较的重点放在两种算法在视觉运动任务态的应用效果而非算法原理上。本文将比较两种算法所得出的独立成分的多元回归系数和相关系数,并且观察相对应的空间激活图,以选取合适的算法。

### 1.3 利用ICA验证视觉运动通路

视觉信息在大脑内加工处理的过程,从功能和解剖学上可以分为两条通路,如图1所示。一条与物体的颜色形状有关的腹侧通路,本文不做重点介绍。另一条称为背侧通路,它沿着枕顶叶分布,从V1、V2区经颞叶中区投射到后顶叶,这条通路的神经元对运动速度与方向等特征产生反应,主要功能是对空间位置和运动的识别。由于我们采用的fMRI数据为视觉运动任务态的数据,因此在ICA性能判定过程中,将是否能反映背侧通路及其反映的准确性作为主要判据。已有研究证实在与运动有关任务态下,视觉皮层与额叶和小脑有联系<sup>[10]</sup>。

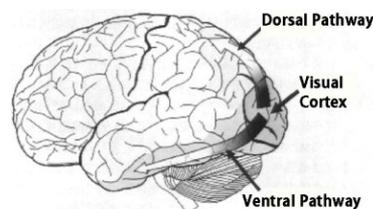


图1 大脑视觉背侧通路和腹侧通路  
Fig.1 Dorsal pathway and ventral pathway in brain

## 2 结果

### 2.1 多元回归分析和相关性分析

处理fMRI数据时,使用ICA方法将一个fMRI数据分解为空间图形与时间序列的乘积。其中每一空间独立成分所对应的时间序列是该成分中强度最大的体素的时间序列,而每个成分的时间序列与参考

函数之间存在着不同的多元回归系数和相关系数。本文比较 Infomax 算法和 FastICA 算法得出的独立成分的多元回归系数和相关系数的最大值, FastICA 算法的效果较好。因为在实际应用中, 需要选取数量有限的独立成分进行分析, 因此参数排名较高的成分的参数值越大则参考价值越高。

### 2.2 空间激活强度

再来观察一下相对应的空间独立成分。如果在空间激活图中, 某个算法所得出的独立成分的激活区域强度更大, 说明该算法能分离出的信息量更多。图2为对应的空间独立成分对比。FastICA 算法空间激活最大强度为 10.8, FastICA 算法仍然表现略好。综合以上两方面的判断, 本文选取 FastICA 算法来进行视觉运动脑 fMRI 数据的 ICA。

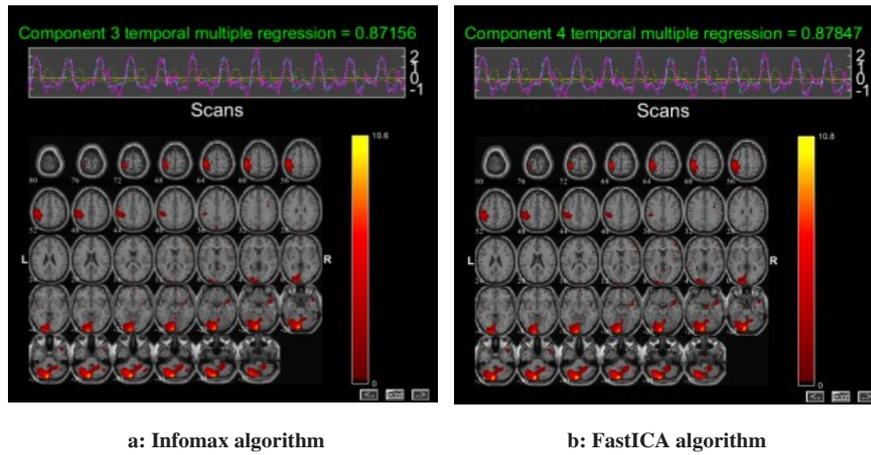


图2 Infomax 和 FastICA 算法得到的独立成分

Fig.2 Independent components obtained with Infomax and FastICA algorithms

### 2.3 显示背侧通路有效性研究

根据时间的多元回归系数、时间相关系数、空间多元回归系数和空间相关系数为筛选规则, 挑取最优的独立成分进行观察。采用 FastICA 算法, 选出 4 项系数数值都比较高的 6 个独立成分, 其系数值列表

如表 1 所示。需要特别指出的是, 在以空间多元回归系数和相关系数为筛选标准来选择独立成分的过程中, 所用的空间模板是左右侧视觉运动模板。在这 6 个独立成分中, 再选出系数平均值最高的成分 8、5、10、9, 并观察它们的空间激活图(图 3)。

表 1 部分独立成分的系数值

Tab.1 Coefficients of certain independent components

Screening criteria	Component 8	Component 2	Component 5	Component 6	Component 9	Component 10
Multivariate time regression coefficient	0.887 8	0.263 9	0.248 5	0.336 4	0.448 8	0.256 3
Time correlation coefficient	0.923 7	0.357 1	0.357 8	0.290 7	0.336 4	0.364 9
Multiple spatial regression coefficient	0.055 3	0.016 4	0.110 3	0.002 1	0.019 9	0.048 9
Spatial correlation coefficient	0.235 1	0.098 9	0.227 6	0.046 2	0.045 9	0.220 9
Average value	0.525 4	0.184 0	0.236 1	0.171 2	0.212 8	0.222 8

在成分 8 的激活图中, 前两行横断面图显示左侧颞叶和顶叶外侧皮质区域的活跃, 后两行图显示距状沟附近的枕叶区域 V1 区域的活跃。这些活跃区域大致与有关视觉运动的背侧通路的相关区域相符。这表明本方法可以分离出与医学诊断相符的视觉活跃区域。可以看出, 与其他成分相比, 成分 8 的空间激活图中的激活区域较为集中, 参考价值较大, 因

此, 选取成分 8 作为进一步与功能数据对比的独立成分。

### 2.4 独立成分与功能数据对比

本文用 FastICA 算法分离出来独立成分与 fMRI 数据的模板对比, 本次选用的独立成分为成分 8。在图 4 横断面中, 可以观察到脑部距状沟附近较为活跃, 此部分大致与 V1 和 V2 区有部分重合。另外, 额

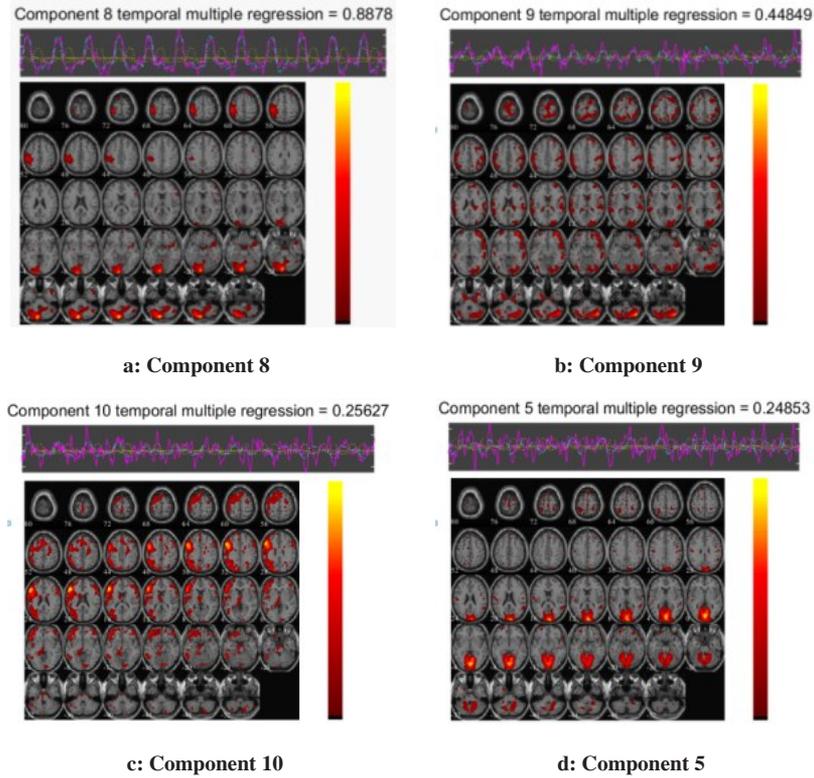


图3 成分8、9、10和5空间激活图

Fig.3 Brain activation maps of component 8, 9, 10 and 5

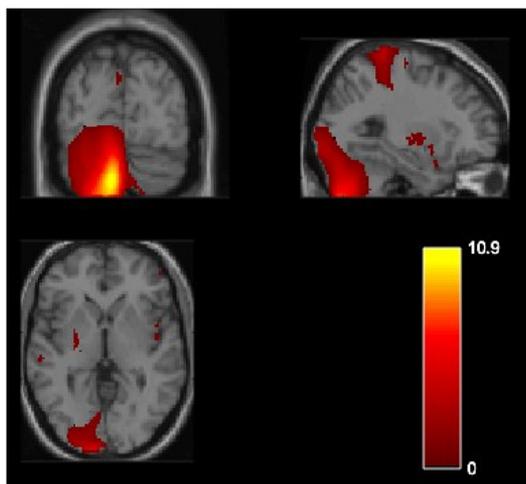


图4 独立成分与MRI解剖模板的叠加

Fig.4 MRI anatomical templates overlaid with the independent components

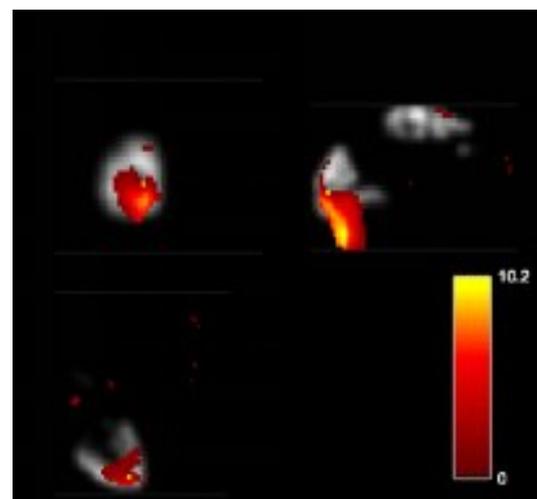


图5 独立成分与视觉运动任务态图像的对比

Fig.5 Comparison of independent components and visuomotor image

叶中心前回区域也较为活跃,这部分显示与运动相关的区域。

选取与视觉运动任务态数据的空间相关性最大的独立成分,并将它们与视觉任务下的图像进行对比,如图5所示。对比背景MRI为视觉运动的活跃区域图,该模板图像大致符合视觉的背侧通路。

### 3 讨论

在枕叶V1及V2区域,空间激活图与背侧通路吻合度较好,但是在激活区域的下部有与功能图像不吻合的部分存在,且存在激活点分散在主要活跃区周围的现象。这说明FastICA算法在此领域的应用中仍有改进的潜力。目前FastICA其他领域的改进

算法将工作重点大都放在通过改进牛顿迭代方法来降低算法复杂度上面<sup>[11-12]</sup>。另外在本文基础上,进一步结合脑功能网络的相关研究,将会有更加深入的临床研究价值<sup>[13-14]</sup>。

根据以上工作,可以得出以下结论:(1)在针对视觉运动任务态fMRI数据的ICA处理过程中,以时间多元回归系数和相关系数为评判依据的条件下,FastICA算法是比较适合的一种ICA算法。(2)基于FastICA算法在分析视觉任务态fMRI数据中性能总体优良,特别是比较准确地分离出枕叶附近的V1、V2区域,可以作为观察视觉运动通路的研究手段。(3)ICA算法作为数据依赖性的分析手段,存在很多改进空间,例如激活区域分布不集中的独立成分较多,也是算法改进过程中应当解决的问题。

### 【参考文献】

- [1] CHEN T, JIANG C, DING J, et al. The analysis of visual motion tacking[J]. Adv Psychol Sci, 2012, 20(3): 354-364.
- [2] STRIGARO G, RUGE D, CHEN J C, et al. Interaction between visual and motor cortex: a transcranial magnetic stimulation study [J]. Physiology, 2015, 593(10): 2365-2377.
- [3] ANTHONY J B, TERRANCE J S. An information-maximization approach to blind deconvolution[J]. Neural Comput, 1995, 7(6): 1129-1159.
- [4] AAPO H. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. IEEE Trans Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634.
- [5] CHEN M, ZHOU P. A novel framework based on FastICA for high density surface EMG decomposition [J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2016, 24(1): 117-127.
- [6] SAMI S, ROBERTSON E M, MIAL R, et al. The time course of task-specific memory consolidation effects in resting state networks [J]. J Neurosci, 2014, 34(11): 3982-3992.
- [7] MA B, CHEN J J. Independent component analysis in brain image data [J]. Comput Eng, 2014, 40(3): 205-207.
- [8] 吴微, 彭华. FastICA和RobustICA算法在盲源分离中的性能分析[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(1): 31-32.  
WU W, PENG H. Performance analysis of FastICA and RobustICA on blind sources separation [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 31(1): 31-32.
- [9] CALHOUN V D, POTLURU V K, PHLYPO R, et al. Independent component analysis for brain fMRI does indeed select for maximal independence[J]. PLoS One, 2013, 8(8): 73309.
- [10] ZHANG M, CHEN Y, SHEN Y, et al. Classification prediction of Duchenne muscular dystrophy with a machine learning method[J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2016 (2): 154-159.
- [11] 张杰, 刘辉, 欧伦伟. 改进的FastICA算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(6): 210-212.  
ZHANG J, LIU H, OU L W. Research on improved FastICA algorithms [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50 (6): 210-212.
- [12] 季策, 胡祥楠, 朱丽春, 等. 改进的高阶收敛FastICA算法[J]. 东北大学学报, 2011, 32(10): 1390-1393.  
JI C, HU X N, ZHU L C, et al. Improved higher order convergent FastICA algorithm[J]. Journal of Northeastern University, 2011, 32 (10): 1390-1393.
- [13] JI B, ZHANG R, ZHANG J. Gender difference in dynamic thalamo-cortical functional connections[J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2016(2): 160-167.
- [14] DU Y H, GUI Z G, LIU Y J, et al. Review of brain function network analysis methods based on independent component analysis[J]. Acta Biophysica Sinica, 2013, 29(4): 266-275.

(编辑:黄开颜)