

基于多维模式分析对说谎的脑网络特征识别

蒋伟雄^{1,2}, 刘华生², 廖 坚², 李勇帆¹, 王 维²

(1. 湖南第一师范学院信息科学与工程系 长沙 410205; 2. 中南大学湘雅三医院放射科 长沙 410013)

【摘要】为了研究说谎时的脑网络特征,采集了32个被试在说真话和说谎条件下的功能磁共振数据,预处理后利用AAL模板构建不同条件下的功能连接网络,再利用基于机器学习的多维模式分类器对说谎和说真话进行分类。该分类器取得了良好的分类正确率82.03% (说谎84.38%, 说真话79.69%),并提取了辨别说谎和说真话的有效功能连接模式。结果表明了使用大尺度的功能连接对说谎和说真话进行分类的良好性能,并且从脑网络角度揭示了说谎的特征。

关键词 脑网络; 说谎; 功能磁共振; 功能连接; 多维模式识别

中图分类号 R741.02; TP391.4; TP181 **文献标志码** A **doi:**10.3969/j.issn.1001-0548.2015.02.026

Brain-Network Feature Recognition of Deception Based on Multivariate Pattern Analysis

JIANG Wei-xiong^{1,2}, LIU Hua-sheng², LIAO Jian², LI Yong-fan¹, and WANG Wei²

(1. Department of Information Science and Engineering, Hunan First Normal University Changsha 410205;

2. Department of Radiology, Third Xiangya Hospital, Central South University Changsha 410013)

Abstract Considerable functional MRI (fMRI) studies have shown differences of brain activity between lie-telling and truth-telling. However there are few studies aiming at brain network feature of lie-telling. In this study, we obtained fMRI data of 32 subjects while responding to questions in a truthful, inverse and deceitful manner, then constructed whole-brain functional connectivity networks for the lie-telling and truth-telling conditions based on a canonical template of 116 brain regions, and used a multivariate pattern analysis approach based on machine learning to classify the lie-telling from truth-telling. The results showed that the classifier achieved high classification accuracy (82.03%, 84.38% for lie-telling, 79.69% for truth-telling) and could extract informational functional connectivities that could be used to discriminate lie-telling from truth-telling. These informational functional connectivities were mainly located among networks. These results not only demonstrated good performance when classifying with functional connectivities, but also elucidated the neural mechanism of lie-telling from a functional integration viewpoint.

Key words brain network; deception; fMRI; functional connectivity; multivariate pattern analysis

撒谎是一种具有社会意义和法律意义的重要行为。近年大量利用功能磁共振成像(fMRI)对撒谎的研究一致表明撒谎与说真话相比在前额叶和前扣带回有更多的激活^[1-3]。作者对反社会人格障碍患者进行了说谎激活研究,发现这种人群说谎时,背外侧前额叶和小脑等区域活动显著加强;而且随着说谎能力的提高,这些脑区的对比激活下降^[4]。然而之前的研究主要使用了单变量和组水平的统计方法,这些方法辨别了与说谎相关的脑区,但忽略了脑区间的相互作用,目前还不清楚说谎时的脑网络特征。

最近使用多维模式分析研究大脑的认知过程在国际上引起了广泛的兴趣。由多维模式识别得到的大尺度功能连接模式已成功地用于分类预测大脑状态,如在回忆、默唱和心算之间的分类预测^[5]、看电影和静息态之间的辨别^[6]以及对与威胁相关的情感处理预测^[7]。本文推测尽管说谎相比上述的认知状态更复杂,但使用全脑功能连接即脑网络特征应该能从一定程度上译码说谎过程。因此,本文的研究拟通过设计一个数据驱动的分类器对说谎和说真话进行分类,以实现说谎的脑网络特征研究。

收稿日期: 2013-11-20; 修回日期: 2014-12-29

基金项目: 教育部人文社科基金青年项目(13YJCZH068); 湖南省教育厅科学研究项目青年项目(13B013); 湖南省教育科学规划重点课题(XJK013AXX001)

作者简介: 蒋伟雄(1975-),女,博士,主要从事功能磁共振成像方法及应用等方面的研究。

1 材料与方 法

1.1 对象

从社区招募男性志愿者38名。这些参与者没有酗酒和吸毒史,没有抑郁、焦虑和精神分裂症等严重的精神疾病和病史。参与者均为右利手中国人,有正常的或校正正常的视力。所有的志愿者年龄均达到法定年龄(22.56 ± 2.49),有正常智商(108.68 ± 18.5)。

实验前向所有研究对象详细告知实验过程及可能的不适,签署知情同意书。该研究经过中南大学湘雅三医院伦理委员会同意。

1.2 实验任务设计

研究中采用了图片选择任务^[4,8]。扫描前,每个对象从10张中性图片(如鞋子)中随机抽取3张,并记住图片,扫描时对屏幕上呈现的图片按要求进行回答,实验包括3种反应要求:说真话、说反话和说谎话。说真话时,要求被试给出正确诚实的回答,说反话时要求给出相反的回答;说谎话时要求想计谋去骗过别人,以使别人没办法判断其手里的图片。加入说反话的目的是为了表明说谎需要设计策略,不是单纯的反过来说。

实验使用组块设计,包含两个序列,每个时长264 s。扫描时,10幅图片随机呈现,每个序列中每副图片出现的概率一样。每个序列包括6个组块,以伪随机顺序呈现,其中两个要求说真话,两个要求说反话,两个要求说谎。反应类型的提示在问题组块开始前4 s呈现在投射屏上,然后图片呈现1 s后,在3 s内做出反应,此时被试按要求按“是”和“否”按键快速进行回答,紧接着下一幅图片呈现,如图1所示。

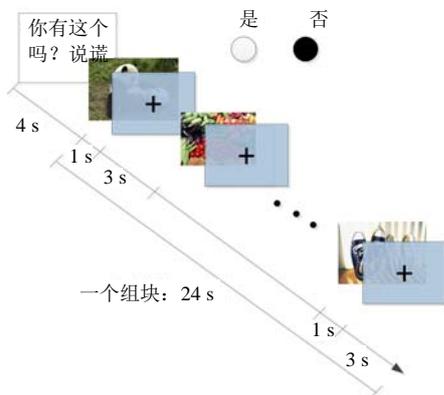


图1 一个组块的结构

实验前对被试进行训练以熟悉实验和硬件。为了有效地促进说谎,告知被试会监测他们在说谎任

务下,是否在想计谋进行说谎。

1.3 图像的获取和预处理

所有功能磁共振图像均在中南大学湘雅三医院使用西门子的Avanto1.5T磁共振成像系统获取。扫描时,被试取仰卧位,戴降噪耳机,用海绵堵塞头部和线圈之间的空隙。功能像使用 T_2 加权平面回波(EPI)序列,扫描参数如下:TR为2 s,TE为50 ms,FOV为24 cm,层数为23层,厚为5.0 mm,层间距为1.2 mm,翻转角为 90° ,矩阵为 64×64 。为了确保合作,本文计算了在说真话和说反话条件下的反应正确率,剔除掉正确率小于80%的被试3个。

使用SPM8对图像进行预处理和分析。考虑到磁场饱和以及被试对环境的适应性,丢掉每组数据的前6个,对留下的126幅图像进行预处理,先进行空间校正和头动校正,剔除掉三维平移超过2 mm、三维旋转超过 20° 的被试3个,最后共留下32个被试数据进行分析。把校正后的图像在空间上标准化到EPI模板(MNI坐标空间, $2 \times 2 \times 2$ 的体素大小),使用8 mm半高全宽的高斯核函数进行空间平滑。

1.4 构建说谎和说真话时的功能连接网络

首先建模说谎和说真话条件下的血氧水平反应,使用一般线性模型(GLM)进行统计分析。每个全脑扫描的血氧水平反应通过双伽玛函数(double gamma function)与每一次全脑扫描在说谎和说真话条件下的起始时间相卷积得到^[9]。这样每个序列得到48个回归量,其中说谎和说真话分别24个,两个序列一共产生96个回归量来建模说谎和说真话事件,即得到96个时间点下的对比估计图像。该过程中,为了去除头动的影响,选择头动参数作为回归量,并使用1/128 Hz的高频滤波来去除低频噪声的影响,使用AR(1)模型校正时间的自相关。

根据解剖标记模板(AAL)^[10]把上述的96个建模说谎和说真话事件的对比估计图分成116个脑区,其中大脑90个(左右各45个),小脑26个(左右小脑各9个,小脑蚓8个),对每个被试每一个脑区的时间序列使用奇异值分解,取最前面的2个特征向量^[7],这样每个条件一共有64个案例(32×2),接着回归掉一些无关的变量即头动参数、全脑平均信号、白质信号和脑脊液信号,从而去除一些生理噪声的影响^[11]。对两个特征变量分别运用Pearson相关估计任意两个脑区特征向量的相关系数,每个对象都得到两个相关系数矩阵(116×116)表示的功能网络,去除矩阵对角线上的元素,提取矩阵的上三角元素作为分类特征,对这些特征进行Fisher's Z-变换以使其标准化,

得到一个6 670维的特征向量作为下面多维模式分析的特征。

1.5 辨别说谎和说真话的功能连接模式分析

支持向量机(SVM)旨在找到一个超平面,对训练集最大化分类间隔的同时最小化分类错误率,它能够在样本数相对较少、特征维数高的情况下仍然取得很好的推广能力^[12]。本文使用了线性支持向量机,加上基于Kendall tau等级相关系数^[13]的特征选择和留二法交叉验证(LTOCV)。说谎和说真话分别有64个案例,一共128个。在每一轮LTOCV中,同时留下每个对象对应的两个案例(两个特征向量),计算余下的训练数据的tau值,按tau的绝对值由大到小排列特征,选择最大的 N 个特征进行训练,再利用训练结果对留下来的两个案例进行验证。直到每个对象的两个案例样本都被作为测试样本一次,最后计算分类正确率^[14]。为了确定特征空间的最优维数,采用不同个数的特征子集反复进行分类。

为了检验结果的显著性,本文使用了置换检验^[15]。置换检验时,先对训练数据的类标签随机重排,然后对重排后的数据进行留二法交叉验证,这样的过程重复进行10 000次。当由实际类标签得到的分类率 GR_0 大于95%的随机重排后得到的分类器的置信区间时,认为分类器可靠地提取了信息, P 值为重排后的分类正确率不小于 GR_0 的概率。

1.6 功能脑网络的分析

Kendall tau等级相关系数能衡量特征的分类能力^[13],tau相关系数绝对值越大组间差异就越大。因此把分类能力定义为tau相关系数的绝对值,即连接权重,而把分类能力强的连接对应的脑区定义为感兴趣区域。脑区对分类的贡献通过计算区域加权来衡量,即跟区域相连的所有功能连接的权重之和。

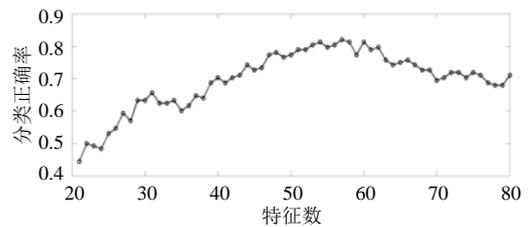
进行网络分析时,本文采用了一个经典模板^[16],该模板按照功能把全脑分成7个网络,即默认网络、注意网络、视觉认知网络,听觉网络、感觉运动网络、皮下层网络和小脑。为了分析不同网络在分类时的作用,把与网络相关的连接权重加起来。如果功能连接属于不同网络,每个相关网络各取权重的一半。

2 结果

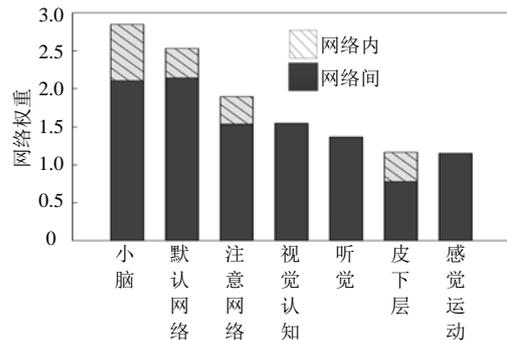
2.1 利用功能连接模式辨别撒谎的分类结果

通过模式分类器,本文量化了不同功能连接子集能够译码说谎任务的程度,分类结果如图2所示。

通过比较不同 C 值下的分类性能,确定了SVM的最优参数 C 值为2,参数 C 反映了SVM在分类间隔和错误度之间的折中。为了确定特征子集的最优大小,使用不同的特征数目反复进行分类,发现在使用56个最有分类能力的功能连接时分类器的性能最好,其正确分类率是82.03%(说谎84.38%,说真话79.69%)。置换检验结果表明,该分类器有效地学习了数据和类别之间的关系($P < 0.0001$),即可靠地提取了与说谎相关的功能连接模式。因此,本文选择56作为最优的特征子集,从20~80的特征数与分类正确率的关系如图2a所示。



a. 分类正确率与特征个数的关系



b. 交叉验证中一致性功能连接对应的网络权重

图2 分类结果

2.2 撒谎调制的功能连接

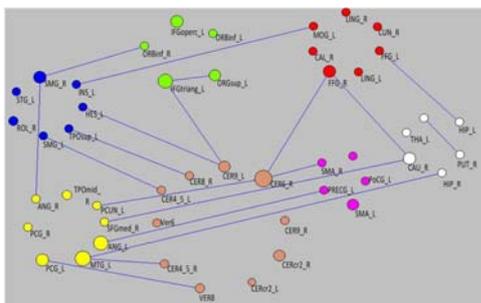
在LTOCV中,由于每一轮交叉验证的训练样本集略有差异,从而对6 670个特征按tau的绝对值排列后选择的前 N 个分类特征是有差异的,各个功能连接的分类能力稍有不同,出现在每一轮交叉验证里的功能连接称之为一致性的功能连接^[11]。当采用56个功能连接进行分类时,在每一轮交叉验证中对6 670个功能连接按tau的绝对值重新排列后排在前面的56个用来作分类的特征并不完全一样,其中有33条一致性的功能连接。可见这33条连接具有较强的分类能力,其中19条功能连接的tau值为负值,在该研究中表示在说谎时连接加强,如图2a所示;14条功能连接的tau值为正值,表明在说谎时受到了抑制,如图2b所示。与一致性功能连接相对应的脑区一共有48个,根据经典模板^[16],这48个脑区分属7

个网络,即默认网络、注意网络、视觉认知网络、听觉网络、感觉运动网络、皮下层网络和小脑。对每个网络的特征权重分别求和发现小脑,默认网络和注意网络相对有较大的总权重,意味着这3个网络在分类时相对有较好的分类能力,其他网络也在分类中起了作用,如图2b所示。

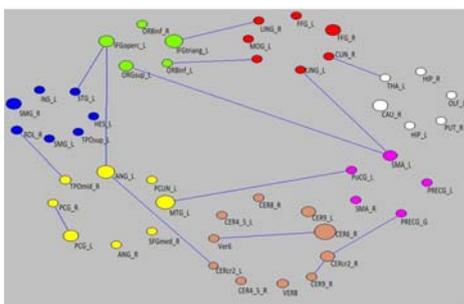
根据功能连接是处于网络内部还是网络之间分类,发现这些与说谎有关的功能连接绝大部分是网络之间的连接,如图2b和图3所示)。另外使用双样本 t 检验发现,这33条连接在说谎和说真话状态下 P 值远远小于0.000 1,可见多维模式分析可靠地提取了说谎和说真话条件下的功能连接差异。

2.3 有较大分类能力的脑区

不同脑区的分类能力不一样。为了表示不同脑区对分类的作用,本文计算了区域加权,即跟区域相连的所有一致性功能连接的权重之和。图3显示了与一致性功能连接对应的脑区,球的直径表示脑区加权。几个脑区比其他脑区加权更大,表明这些脑区具有较强的分类能力,分别位于小脑、扣带回、楔前叶、梭状体、额下回等区域,表明这些区域在撒谎中起了重要作用,或者说撒谎任务调制了这些区域的连接。



a. 说谎时加强的功能连接



b. 说谎时抑制的功能连接

图3 说谎和说真话相比变化的功能连接

3 结论

本文使用多维模式识别考察了说谎的功能连接模式即脑网络特征,发现功能连接模式包含了充足

的信息来译码说谎过程。通过使用经典模板AAL构建说谎和说真话的脑网络以及多维模式识别发现,在说谎和说真话的分类中,一致性连接有33条,其中19条连接增强,14条连接减弱。这些连接绝大部分位于网络之间,其中小脑、默认网络、注意网络具有最大的分类能力。从脑区来看,具有较大分类能力的脑区主要位于小脑、扣带回、楔前叶、梭状体、额下回等区域。

目前大量关于撒谎的研究主要是通过说谎对比说真话时额外的脑活动来进行多个对象的统计分析,这种研究主要考察了说谎时的脑激活模式,忽略了说谎时的功能连接。该结果表明全脑功能连接模式是一个敏感而有信息量的指标,该结论和之前的研究一致^[7,10]。功能连接相比于单变量的GLM方法,提供了互补的更多数据驱动的方法^[17]。而且fMRI在测谎中的作用由对个体的测谎能力决定,而不是组平均。该结果同时也表明一个系统的功能不完全由脑区激活模式描述,它还依赖于脑区间的动态连接属性^[18]。大脑状态不仅与脑区的功能有关,而且与这些脑区在功能上连接的方式有关^[7]。因此该研究表明考察全脑功能连接模式不仅可能有助于更好的了解说谎的特征,而且表明了利用脑网络特征可能产生出对应用测谎中的方法学的潜在作用。

研究认为默认网络可能与冲突的调整,对未来的规划以及自我审视有关^[19]。注意网络与对刺激的注意直接相关^[20],可能负责执行认知功能的控制,也有研究发现它与自我调整有关^[21]。与小脑相关的连接的出现不足为奇,很多研究强调了在各种认知领域小脑的重要性。小脑的认知功能包括执行功能^[22]、工作记忆^[23]、注意^[24]等。默认网络、注意网络和小脑的这些功能对说谎是很重要的。为了完成特定的任务,人脑被认为进入了与任务相关的认知状态^[25]。为了成功地说谎,说谎者必须计算被检测到的几率,记住之前给出的反应,抑制说真话的冲动,然后在做出反应之前选择适当的策略。这个过程需要更多的认知控制、工作记忆、反应调整和执行功能等。因此,在研究与说谎相关的这些功能连接和特定的脑区可能是工作记忆、反应抑制、注意、心算和执行功能等复杂作用的结果。

该研究不仅表明了使用功能连接分类时的良好性能,而且从功能整合的观点阐明了说谎的特征。与说谎有关的连接大多位于网络之间,表明说谎主要引起了网络之间连接的变化,从而可能从网络之

间的连接揭示撒谎的神经机制。在以后的工作中将扩大样本量, 改善模拟说谎的实验程序, 考虑说谎时的情感因素, 从而对说谎的脑网络属性进行更深入的研究。

参 考 文 献

- [1] KARTON I, BACHMANN T. Effect of prefrontal transcranial magnetic stimulation on spontaneous truth-telling [J]. *Behav Brain Res*, 2011, 225(1): 209-214.
- [2] CHRIST S E, VAN ESSEN D C, WATSON J M, et al. The contributions of prefrontal cortex and executive control to deception: Evidence from activation likelihood estimate meta-analyses[J]. *Cereb Cortex*, 2009, 19(7): 1557-1566.
- [3] DING X P, GAO X, FU G, et al. Neural correlates of spontaneous deception: a functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) study[J]. *Neuropsychologia*, 2013, 51(4): 704-712.
- [4] JIANG W, LIU H, LIAO J, et al. A functional MRI study of deception among offenders with antisocial personality disorders[J]. *Neuroscience*, 2013, 244: 90-98.
- [5] SHIRER W, RYALI S, RYKHLEVSKAIA E, et al. Decoding subject-driven cognitive states with whole-brain connectivity patterns[J]. *Cereb Cortex*, 2012, 22(1): 158-165.
- [6] RICHIARDI J, ERYILMAZ H, SCHWARTZ S, et al. Decoding brain states from fMRI connectivity graphs[J]. *Neuroimage*, 2011, 56(2): 616-626.
- [7] PANTAZATOS S P, TALATI A, PAVLIDIS P, et al. Cortical functional connectivity decodes subconscious, task-irrelevant threat-related emotion processing[J]. *Neuroimage*, 2012, 61(4): 1355-1363.
- [8] LEE T M, LIU H L, CHAN C C, et al. Neural correlates of feigned memory impairment[J]. *Neuroimage*, 2005, 28(2): 305-313.
- [9] DAVATZIKOS C, RUPAREL K, FAN Y, et al. Classifying spatial patterns of brain activity with machine learning methods: Application to lie detection[J]. *Neuroimage*, 2005, 28(3): 663-668.
- [10] TZOURIO-MAZOYER N, LANDEAU B, PAPATHANASSIOU D, et al. Automated anatomical labeling of activations in SPM using a macroscopic anatomical parcellation of the MNI MRI single-subject brain[J]. *Neuroimage*, 2002, 15(1): 273-289.
- [11] DOSENBACH N U, NARDOS B, COHEN A L, et al. Prediction of individual brain maturity using fMRI[J]. *Science*, 2010, 329(5997): 1358-1361.
- [12] BEN-HUR A, ONG C S, SONNENBURG S, et al. Support vector machines and kernels for computational biology[J]. *PLoS Comput Biol*, 2008, 4(10): e1000173.
- [13] MG K, DG J. Rank correlation methods[M]. New York: Oxford University Press, 1990.
- [14] SHEN H, WANG L, LIU Y, et al. Discriminative analysis of resting-state functional connectivity patterns of schizophrenia using low dimensional embedding of fMRI[J]. *Neuroimage*, 2010, 49(4): 3110-3121.
- [15] GOLLAND P, FISCHL B. Permutation tests for classification: Towards statistical significance in image-based studies[J]. *Inf Process Med Imaging*, 2003, 18: 330-341.
- [16] TAO H, GUO S, GE T, et al. Depression uncouples brain hate circuit[J]. *Mol Psychiatry*, 2011, 18(1): 101-111.
- [17] LI K, GUO L, NIE J, et al. Review of methods for functional brain connectivity detection using fMRI[J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2009, 33(2): 131-136.
- [18] FAIR D A, DOSENBACH N U, CHURCH J A, et al. Development of distinct control networks through segregation and integration[J]. *Proc Natl Acad Sci*, 2007, 104(33): 13507-13512.
- [19] SYLVESTER C M, CORBETTA M, RAICHLE M E, et al. Functional network dysfunction in anxiety and anxiety disorders[J]. *Trends Neurosci*, 2012, 35(9): 527-535.
- [20] PETERSEN S E, POSNER M I. The attention system of the human brain: 20 years after[J]. *Annu Rev Neurosci*, 2012, 35: 73-89.
- [21] ROTHBART M K, SHEESE B E, RUEDA M R, et al. Developing mechanisms of self-regulation in early life[J]. *Emotion Review*, 2011, 3(2): 207-213.
- [22] BELLEBAUM C, DAUM I. Cerebellar involvement in executive control[J]. *Cerebellum*, 2007, 6(3): 184-192.
- [23] STOODLEY C J, SCHMAHMANN J D. Functional topography in the human cerebellum: a meta-analysis of neuroimaging studies[J]. *Neuroimage*, 2009, 44(2): 489-501.
- [24] GOTTWALD B, MIHAJLOVIC Z, WILDE B, et al. Does the cerebellum contribute to specific aspects of attention[J]. *Neuropsychologia*, 2003, 41(11): 1452-1458.
- [25] LOGAN G D, GORDON R D. Executive control of visual attention in dual-task situations[J]. *Psychol Review*, 2001, 108(2): 393-398.

编辑 黄 莘