

基于脑电溯源的顿悟状态脑功能网络研究^①

季淑梅^{②***} 刘 庆^{***} 许艳楠^{***} 许全盛^{***} 黎 捷^{③***}

(* 燕山大学电气工程学院生物医学工程研究所 秦皇岛 066004)

(** 河北省测试计量技术及仪器重点实验室 秦皇岛 066004)

摘 要 利用脑电(EEG)溯源方法,将头皮记录的 EEG 信号重建大脑皮层源信号的分布模式,以大脑皮层源信号构建顿悟状态脑网络并计算网络的属性参数,探讨顿悟的神经机制。选取 14 名被试进行中文远距离联想任务(CRAT),同步记录 64 导 EEG,分别对 beta(14 ~ 30Hz)和高 gamma(50 ~ 80Hz)节律的 EEG 溯源数据进行同步似然分析,选择合适阈值构建脑网络并计算网络的节点度和聚类系数。结果显示,顿悟状态 beta 节律和高 gamma 节律的脑网络的节点度、聚类系数均高于非顿悟状态,且其 gamma 节律的脑网络属性参数高于 beta 节律,提示顿悟的神经机制与 beta 节律、尤其与高 gamma 节律的脑功能连接增强及脑信息传输能力提高有关。相较于头皮 EEG 信号,大脑皮层源信号更准确地体现皮层区域间连接特性,本研究为揭示认知的神经机制提供了新视角。

关键词 脑网络,顿悟,脑电(EEG)溯源,同步似然分析,中文远距离联想任务(CRAT)

0 引 言

从格式塔心理学家 Kohler 提出“顿悟”概念以来,顿悟问题一直吸引着心理学家的关注^[1]。尤其是顿悟作为创造力的重要研究领域^[2-5],已经引起了神经心理学研究者的广泛关注,越来越多的学者致力于顿悟的研究,旨在揭示顿悟的神经机制。目前对顿悟脑机制的研究集中于对孤立脑区活动状态的探讨^[6-10],而对顿悟状态的脑功能网络至今却少有研究。

目前脑功能网络构建的测量手段主要包括脑电(electroencephalography, EEG)^[11,12]和功能磁共振成像(functional magnetic resonance imaging, fMRI)^[13,14]。fMRI 空间分辨力高,但成像速度慢;EEG 时间分辨力高,但 EEG 测量的是大脑神经元细胞集群放电活动在头皮表面的综合反应,测得的信号不是脑内神经元集群产生信号的直接对应,而是脑内

多个信号源在容积导体效应下产生的混叠信号,因此产生信号间“虚假”同步现象,降低了脑网络功能连接性分析的准确性。本研究利用标准低分辨率电磁断层成像(standardized low resolution brain electromagnetic tomography, sLORETA)溯源方法,将头皮记录的 EEG 信号转换为具有同等时间分辨率的皮层源信号,重建大脑皮层源信号的分布模式、进行基于大脑皮层拓扑分布的功能网络构建,应用同步似然方法分析网络的整体属性和节点属性,探讨中文远距离联想任务(Chinese remote association task, CRAT)的顿悟脑网络特点,从网络水平探讨顿悟的神经机制。

1 材料与 方法

1.1 实验任务与 EEG 采集

令 14 名被试(均为燕山大学在校硕士研究生,

① 国家自然科学基金(61573305,61503327)和秦皇岛市科学技术研究与发展计划(201401A215)资助项目。

② 女,1964 年生,博士,教授;研究方向:认知神经电生理及脑网络;E-mail: shumeiji110@126.com

③ 通信作者,E-mail: lj-ren@126.com

(收稿日期:2018-01-06)

年龄 22 ~ 27 岁) 完成 CRAT, 并同步记录脑电。CRAT 测试题目选自《汉字远距离联想库》^[15], 为 3 个汉字线索字, 要求被试找出另外一个目标字与 3 个线索字均组成一个词语。例如, 题目为“计, 算, 规()”, 答案应为“划”分别能与 3 个线索字组成词语“计(划), (划)算, 规(划)”。

任务序列由 E-Prime 1. 0 软件编写, 序列呈现

方式如图 1 所示。每个试次开始, 呈现“+”注视点 300ms; 接着呈现问题, 呈现时间 8000ms, 若被试想到答案, 则按“1”键(顿悟), 若未想到答案按“2”键(非顿悟); 间隔 300ms 后, 呈现答案(3000ms), 若在问题呈现阶段被试未想到答案, 要求被试判断是否理解所给答案, 理解按“1”(顿悟), 不理解按“2”(非顿悟)。

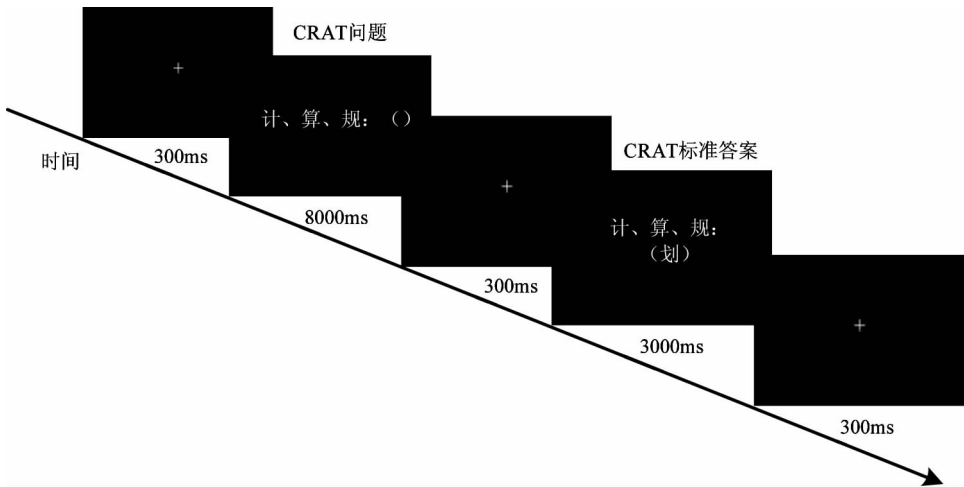


图 1 实验任务序列

使用美国 Neuroscan 64 导脑电记录与分析系统采集脑电, 以单侧乳突为参考, 离线处理时转为双侧乳突参考。使用 Scan 4.5 软件离线处理数据, 自动校正眼电、波幅大于 $\pm 90\mu\text{V}$ 的信号被视为伪迹被自动剔除。对脑电数据分段(按键前的 $-2000\text{ms} \sim 0\text{ms}$), 按照被试的按键反应标签, 对 EEG 进行分类, 分别获得“顿悟”、“非顿悟” EEG 数据。

1.2 EEG 源定位分析

利用可以将高频和低频信号进行精细划分的小波包分解方法^[16], 提取 EEG 信号的 beta 节律(14 ~ 30Hz) 和高 gamma 节律(50 ~ 80Hz)。大脑不同的功能活动与振荡频率密切相关, 与人类的认知、选择及工作记忆等相关的神经元活动主要体现在快速震荡的 beta 与 gamma 频段, 本研究探讨 beta 和高 gamma 这两频段内脑网络特性。

sLORETA 是一种利用有限反演算法估计标准脑图谱空间内脑电信号的概率源方法, 它能将所选出的独立成分定位到与之对应的具有最大电流密度的大脑皮层位置^[17]。sLORETA 计算多脑区多通道

脑电信号的源定位问题可按下式来表示:

$$\varphi = KJ + C1$$

其中, $\varphi \in R^{N_E \times 1}$ 表示来自于头皮上 N_E 个电极的头皮电位; $J \in R^{(3N_V) \times 1}$ 表示脑内 M 个位置的电流源; $C1(1 \in R^{N_E \times 1})$ 表示共同参考电位; $K \in R^{N_E \times (3N_V)}$ 是一个场矩阵, 表示从每个源到每个测量点的系统传递系数, 基于此矩阵, sLORETA 完成原始头皮脑电信号到大脑皮层表面的偶极子源的映射。

本研究使用 sLORETA 软件对头皮脑电信号进行溯源, 分别将涵盖了左右大脑皮层额叶、颞叶、顶叶及枕叶的 22 个电极处 EEG 信号源定位映射到相应的大脑皮层 22 个 Brodmann 感兴趣区域(region of interested, ROI), 计算每个 ROI 电流源密度, 对两两区域的电流源密度进行同步似然性分析。

sLORETA 软件的溯源分析过程如下:

- (1) 脑电信号处理: 将预处理后的头皮 EEG 数据转化为 ASCII 格式的电极-.txt 文件, 导入 sLORETA 软件;
- (2) sLORETA 源定位处理: 根据电极-.txt 文件

创建电子坐标-.sxyz 文件;由电子坐标文件转化为转换矩阵-.spinv 文件;创建跨能谱-.crss 文件;转换跨能谱文件为-.slor 文件;将-.slor 文件转化为所有体素电流密度的-.txt 文件;标准化每个体素的电流密度(采用 Z 分法对矩阵进行标准化);将标准化后的电流密度-.txt 文件转换为标准化的电流密度-.slor文件;

(3) 感兴趣区(ROI)电流密度计算:使用“ROI maker”菜单创建 22 个 Brodmann 感兴趣区域-ROI.csv 文件;利用“sLORETA to ROIs”菜单将所有体素的电流密度依照最近邻原则无重叠分配到每个 ROI,得到每个 ROI 的电流密度-.slorRor 文件。分别计算在 beta 节律和高 gamma 节律每个 ROI 的标准化电流源密度。

1.3 脑网络构建及数据统计分析

将溯源后的 22 个 Brodmann 区域的 ROI 皮质作为节点,利用同步似然分析方法计算两两脑区节点之间的关联性大小,建立同步似然系数矩阵;设置不同的阈值 T 对关联矩阵进行二值化,得到图论中表示边的二值矩阵、同步似然系数矩阵即转换成拓扑

结构。利用基于图论的脑网络参数计算方法,计算网络的节点度(节点属性指标)和聚类系数(整体属性指标)。

分析比较顿悟、非顿悟状态下 beta 和高 gamma 节律脑网络的节点度和聚类系数,所有数据以均值 ± 标准差($\bar{x} \pm SD$)表示。用 SPSS20.0 软件进行反应类型(顿悟、非顿悟) × 信号节律(beta、高 gamma)的两因素重复测量方差分析,若存在交互效应,则进行简单效应分析。

2 结果与分析

2.1 大脑皮层 ROI 平均同步性分析

图 2 所示为 14 例被试的平均同步似然系数矩阵,与非顿悟状态相比,顿悟状态下 beta 和高 gamma 节律信号的平均同步似然值均较大,且高 gamma 节律的平均同步似然值高于 beta 节律。同步水平反映了大脑活动的整合作用。以上结果表明大脑皮层各区域间在高频信号节律的整合功能加强是顿悟等创造性活动的神经基础。

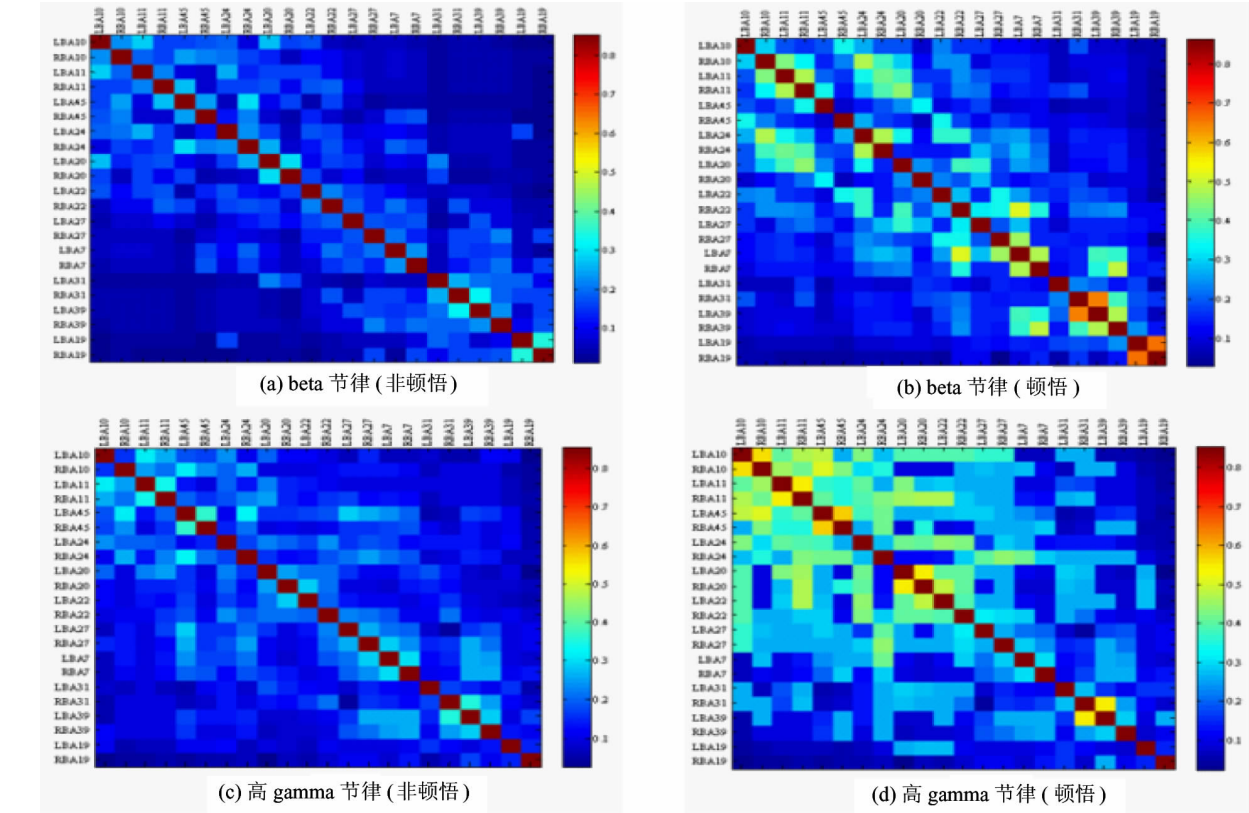


图 2 同步似然矩阵

2.2 阈值选取

阈值选取是构建、分析脑网络的关键,图 3 所示为设置不同阈值(0.05: 0.01: 1)时平均节点度和聚类系数的变化图。已有研究表明^[13],当网络平均

节点度 ($\bar{k}$) 大于节点数的自然对数 (即 $\bar{k} \geq 2\ln N = 6.182$) 时,才能确保构建有效网络,本文选取阈值 $T = 0.20$ 时构建脑网络并进行统计学分析,图 4、图 5 为阈值 $T = 0.20$ 时的脑网络拓扑结构。

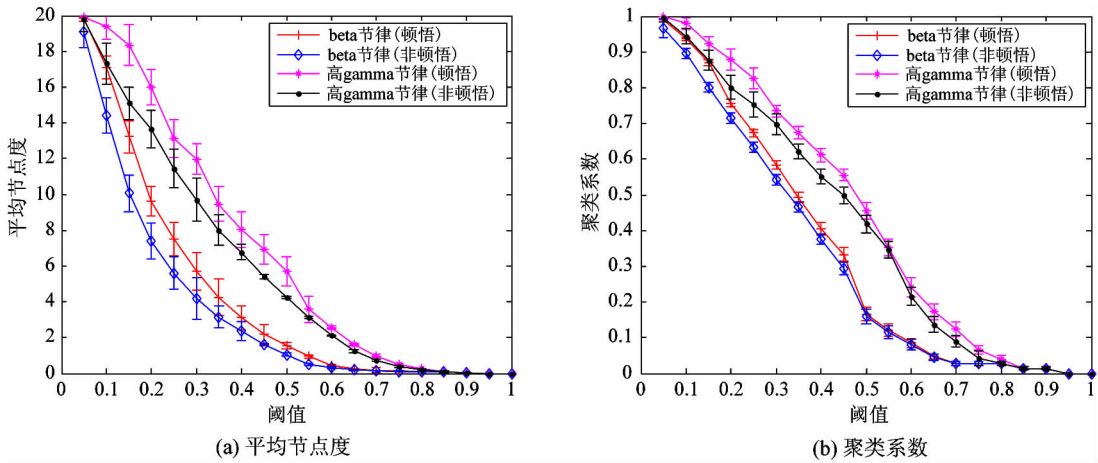
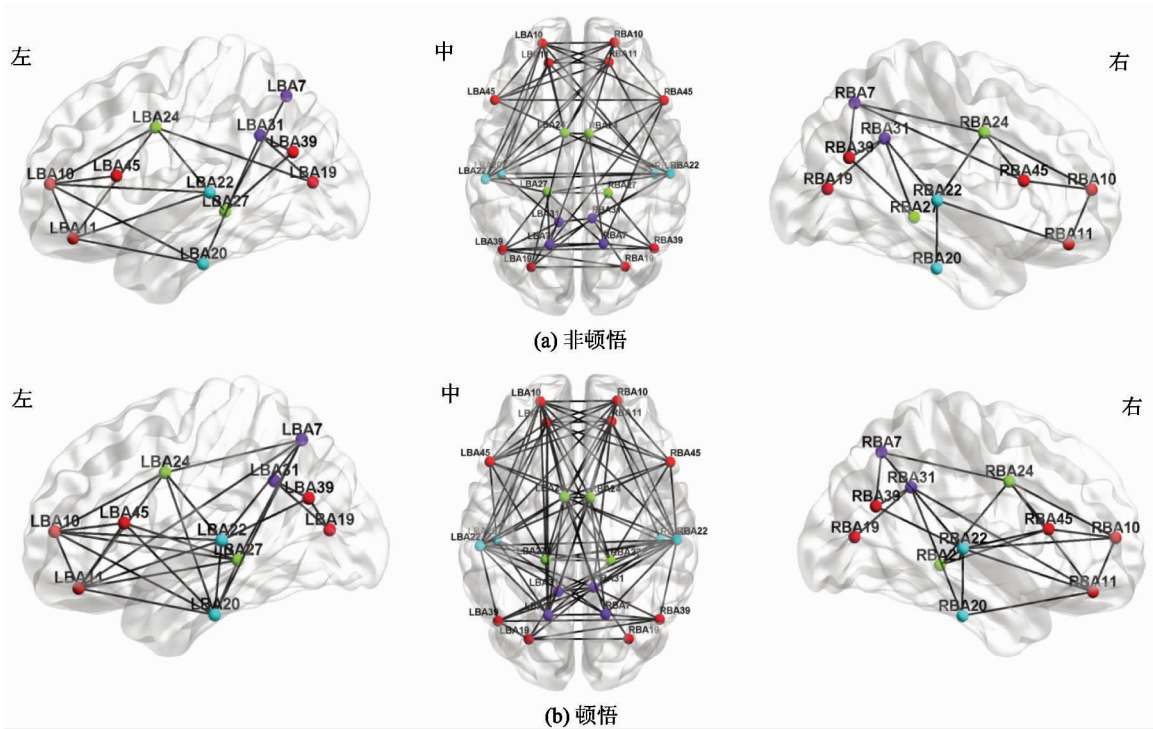
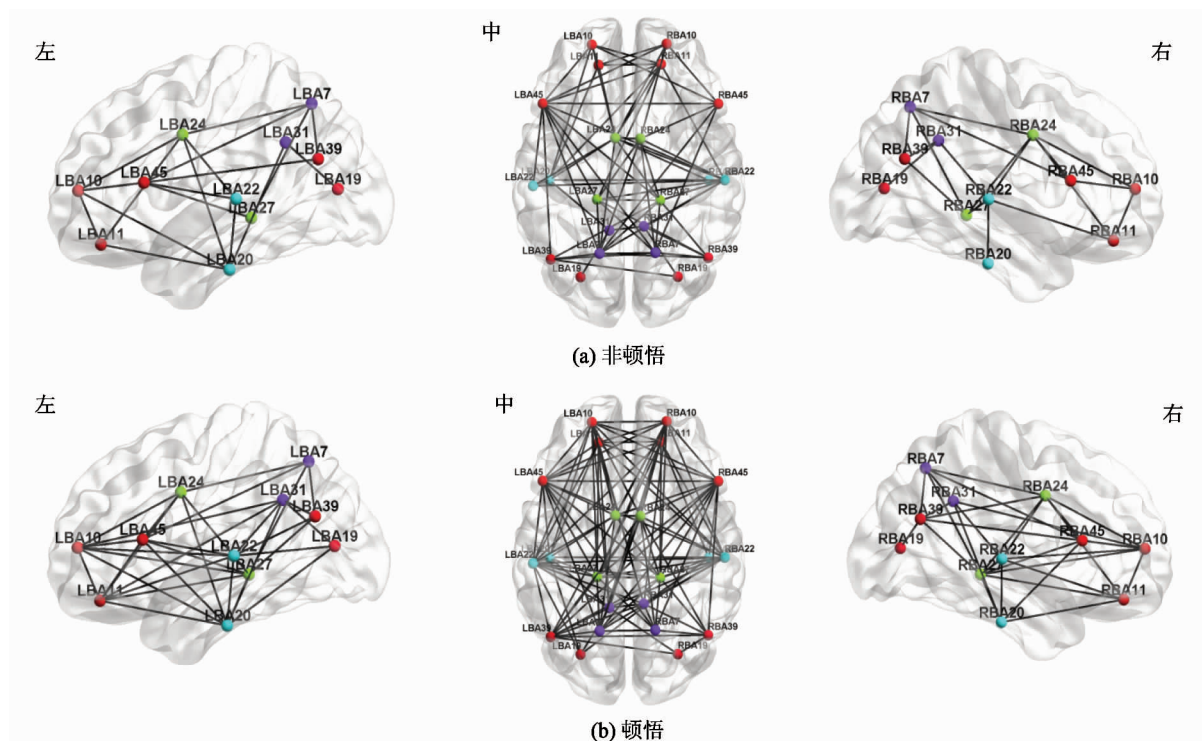


图 3 平均节点度



左、中、右图分别为左半球、双侧大脑、右半球

图 4 beta 节律脑网络拓扑结构



左、中、右图分别为左半球、双侧大脑、右半球

图5 高 gamma 节律脑网络拓扑结构

2.3 网络属性参数分析

表1和表2分别为网络节点度和聚类系数的统计分析结果。

据文献报道^[6-10],顿悟状态下包括双侧的额上回、额中回和额下回,扣带前回,双侧的颞上回及颞下回,以及楔前叶和海马等脑区在内的广泛脑区被激活。本文统计分析了顶叶楔前叶(LBA7,RBA7)、额叶上回(LBA10,RBA10)、额叶下回(LBA45,RBA45)、颞叶上回(LBA22,RBA22)、扣带前回(LBA24,RBA24)、海马(LBA27,RBA27)等ROI的节点度。重复测量方差分析结果显示:反应类型(顿悟、非顿悟)主效应显著($F_{1,13} = 5.016, P < 0.05$),信号节律(beta、高gamma)主效应显著($F_{1,13} = 7.212, P < 0.05$),反应类型与信号节律的交互作用显著($F_{1,13} = 6.217, P < 0.05$)。进一步的简单效应分析表明,在beta和高gamma节律,顿悟状态脑网络的节点度值均大于非顿悟状态;在顿悟状态下,高gamma节律脑网络平均节点度值大于beta节律。

对脑网络聚类系数进行的重复测量方差分析结果显示:反应类型主效应显著($F_{1,13} = 6.153, P < 0.05$),信号节律主效应显著($F_{1,13} = 5.318, P < 0.05$),反应类型与信号节律的交互作用显著($F_{1,13} = 4.981, P < 0.05$)。进一步的简单效应分析表明,顿悟状态脑网络聚类系数值均大于非顿悟状态,顿悟状态高gamma节律脑网络聚类系数值大于beta节律。

节点度是反应网络特性的重要参数,节点度越大则该节点的连接就越多,节点在网络中的地位也就越重要;聚类系数也称为集聚系数,表示网络中某一节点的邻居间互为邻居的可能性,是衡量脑功能网络内部集团化和连接紧密程度、度量网络的信息传输能力的重要参数。

以上结果提示,顿悟状态beta节律,尤其高gamma节律脑功能连接增强,脑信息传输能力提高;大脑皮层的额叶、颞叶、扣带前回及楔前叶等区域是脑网络中的关键节点,在顿悟认知过程信息相互整合中起重要作用。

表 1 脑网络节点度 ($T=0.20$) ($\bar{x} \pm SD$) ($n=14$)

节点	beta 节律		高 gamma 节律	
	非顿悟	顿悟	非顿悟	顿悟
LBA7	8.1 ± 1.4	10.3 ± 0.7 ^{*#}	4.8 ± 2.1	13.7 ± 1.2 ^{*#}
RBA7	7.3 ± 1.7	8.4 ± 0.5 [*]	7.8 ± 2.4	12.7 ± 1.2 ^{*#}
LBA10	9.4 ± 1.9	12.6 ± 2.1 ^{*#}	6.7 ± 1.2	15.9 ± 2.9 ^{*#}
RBA10	7.5 ± 2.2	10.4 ± 1.7 ^{*#}	6.4 ± 2.3	13.0 ± 1.5 ^{*#}
LBA22	7.4 ± 2.8	8.3 ± 2.4 ^{*#}	12.7 ± 2.0	14.1 ± 1.8 ^{*#}
RBA22	4.8 ± 1.0	6.3 ± 1.7 ^{*#}	6.8 ± 1.2	13.1 ± 2.8 ^{*#}
LBA24	7.9 ± 1.7	13.2 ± 0.8 ^{*#}	8.8 ± 2.7	13.7 ± 1.4 ^{*#}
RBA24	7.3 ± 1.7	8.4 ± 0.5 ^{*#}	7.8 ± 2.4	9.7 ± 1.2 ^{*#}
LBA27	6.3 ± 1.2	10.1 ± 0.8 ^{*#}	5.1 ± 2.2	13.5 ± 2.0 ^{*#}
RBA27	7.1 ± 1.4	9.3 ± 0.7 ^{*#}	10 ± 2.1	11.7 ± 1.2 ^{*#}
LBA45	7.8 ± 2.1	14.1 ± 2.4 ^{*#}	5.7 ± 1.2	15.9 ± 1.9 ^{*#}
RBA45	8.3 ± 2.0	12.1 ± 1.7 ^{*#}	9.5 ± 1.1	14.6 ± 2.4 ^{*#}

^{*} $P < 0.05$ vs 非顿悟, [#] $P < 0.05$ vs beta 节律

表 2 脑网络平均聚类系数 ($T=0.20$) ($\bar{x} \pm SD$) ($n=14$)

信号节律	非顿悟	顿悟
beta 节律	0.7926 ± 0.0465	0.8572 ± 0.0421 [*]
高 gamma 节律	0.8631 ± 0.0345	0.9355 ± 0.0599 ^{*#}

^{*} $P < 0.05$ vs 非顿悟, [#] $P < 0.05$ vs beta 节律

2.4 头皮 EEG 数据、溯源后皮层脑电信号同步性比较

分别计算头皮 22 个电极的同步似然平均值 (MSL)、22 个大脑皮层上的 ROI 的 MSL, 该值用来表征被试在执行认知任务时脑区之间同步性活动的程度。

利用组间 t 检验对顿悟状态与非顿悟状态 MSL 进行差异显著性分析, 结果如表 3 所示。在 beta 节律, 溯源前数据分析顿悟状态与非顿悟状态 MSL 无显著差异 ($P > 0.05$), 而溯源后信号分析两者有显著差异 ($P < 0.01$); 在高 gamma 节律, 溯源后的 MSL 差异 ($P < 0.01$) 比溯源前 ($P < 0.05$) 更显著。结果表明, 溯源之后皮层信号更加清晰地反映出顿悟状态与非顿悟状态的差异, 能够更加清晰地反映出大脑生理信号的真实变化, 更准确地体现皮层区域间连接特性。

表 3 溯源前、溯源后顿悟状态与非顿悟状态 MSL 差异显著性分析 ($\bar{x} \pm SD$) ($n=14$)

节律	溯源前头皮脑电信号 MSL		溯源后皮层脑电信号 MSL	
	非顿悟	顿悟	非顿悟	顿悟
beta 节律	0.2126 ± 0.0314	0.2358 ± 0.0176	0.2271 ± 0.0149	0.3341 ± 0.0279 ^{##}
高 gamma 节律	0.2526 ± 0.0413	0.3171 ± 0.0274 [*]	0.2638 ± 0.0191	0.4311 ± 0.0236 ^{##}

溯源前^{*} $P < 0.05$ vs 非顿悟, 溯源后^{##} $P < 0.01$ vs 非顿悟

3 结 论

本文采用 sLORETA 溯源技术, 将头皮 EEG 信

号源定位映射到大脑皮层, 将溯源后的 ROI 皮层作为节点, 利用同步似然分析方法度量皮层节点之间的相关性, 构建了中文远距离联想任务下顿悟的脑

功能网络,对其网络拓扑属性进行了分析,结果表明,大脑皮层各区域间在高频信号节律(尤其高gamma节律)同步性增强、脑功能连接增强及脑信息传输能力提高是顿悟的神经基础;大脑皮层的额叶、颞叶、扣带回及楔前叶等区域是顿悟脑网络中的关键节点,在顿悟等创造性认知过程中起重要作用,进一步支持了文献[6-10]报道的顿悟状态所激活脑区的结果。本研究揭示了顿悟状态的脑功能网络特性,为顿悟及创造性思维的神经机制研究提供了新思路。

对 EEG 溯源后大脑皮层上的信息进行同步性分析,有效地减少了容积导体效应带来的影响,相较于头皮 EEG 信号,大脑皮层源信号更准确地体现皮层区域间连接特性。但 EEG 溯源信号,适宜进行静息态脑网络分析;而事件相关电位(event-related potential,ERP)更适宜构建任务刺激条件下的事件相关脑网络。ERP 是对人体受到特定刺激或进行某种心理活动时的 EEG 经过平均叠加获得的电位,因剔除了脑自发电位的影响,能够实时反映认知过程中脑神经元活动的变化,又被称为认知电位。因此 ERP 信号溯源的脑网络分析将是认知神经科学研究的重要手段。

参考文献

- [1] 袁媛,沈汪兵,施春华,等. 顿悟体验的心理与神经机制[J]. 心理科学进展, 2016, 24(9):1329-1338
- [2] Clark K B. Insight and analysis problem solving in microbes to machines [J]. *Progress in Biophysics & Molecular Biology*, 2015; 119(2):183-193
- [3] De Souza L C, Caramelli P, Levy R, et al. Frontal lobe neurology and the creative mind[J]. *Frontiers in Psychology*, 2014, 5(4):761-763
- [4] Huang F R, Fan J, Luo J. The neural basis of novelty and appropriateness in processing of creative chunk decomposition[J]. *NeuroImage*, 2015, 113(3): 122-132
- [5] 罗俊龙,李奥斯卡. 双加工视角下的创造性思维研究述评[J]. 西北师大学报(社会科学版), 2018, 55(1):110-114
- [6] 黄福荣,和美,罗劲. 组块破解形态顿悟的脑认知机理[J]. 科学通报, 2017, 62(31):3594-3604
- [7] 邢强,孙海龙,占丹玲,等. 执行功能对言语顿悟问题解决的影响:基于行为与 ERPs 的研究[J]. 心理学报, 2017, 49(7): 909-919
- [8] Chein J M, Weisberg R W. Working memory and insight in verbal problems: analysis of compound remote associates[J]. *Memory & Cognition*, 2014, 42(1):67-83
- [9] Danek A H, Fraps T, Müller A V, et al. Working Wonders? Investigating insight with magic tricks[J]. *Cognition*, 2013, 130(2):174-185
- [10] Lv K, Tan D L. The effects of working memory on the different phases during insight problem solving[J]. *Psychological Exploration*, 2015, 35(3), 217-221
- [11] Thilaga M, Vijayalakshmi R, Nadarajan R, et al. A heuristic branch-and-bound based thresholding algorithm for unveiling cognitive activity from EEG data[J]. *Neurocomputing*, 2015, 170(25):32-46
- [12] Stam C J, van Straaten E C, Van D E, et al. The relation between structural and functional connectivity patterns in complex brain networks[J]. *International Journal of Psychophysiology*, 2016, 103(2): 149-160
- [13] Duan L, Zhang Y J, Zhu C Z. Quantitative comparison of restingstate functional connectivity derived from fNIRS and fMRI: a simultaneous recording study[J]. *Neuroimage*, 2012, 60(4):2008-2016
- [14] 黄嘉爽,梅雪,袁晓龙,等. 脑功能网络的 fMRI 特征提取及脑部疾病机器识别[J]. 智能系统学报, 2015, 10(2):248-254
- [15] 杜秀敏. 汉字远距离联想问题解决的特点研究——直觉式顿悟和思考式顿悟的探讨:[博士学位论文][D]. 北京:中国科学院研究生院, 2012. 47-53
- [16] Ma C, Liu A, Liu A, et al. Electroencephalogram global field synchronization analysis: a new method for assessing the progress of cognitive decline in alzheimer's disease[J]. *Clinical EEG and Neuroscience*, 2014, 45(2): 98-103
- [17] Xie Y, Xu Y, Bian C, et al. Semantic congruent audiovisual integration during the encoding stage of working memory: an ERP and sLORETA study[J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1):5112-5117

Study on brain functional network of insight based on EEG source analysis

Ji Shumei^{***}, Liu Qing^{***}, Xu Yannan^{***}, Xu Quansheng^{***}, Li Jie^{***}

(^{*} Institute of Biomedical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004)

(^{**} Measurement Technology and Instrumentation Key Laboratory of Hebei Province, Qinhuangdao 066004)

Abstract

Signal from the cerebral cortex can be reconstructed based on electroencephalography (EEG) by source analysis. The brain network of insight is constructed based on the cortical sourced signal and the attribute parameters of the network are calculated to explore the neural mechanism underlying insight. 64-channel EEGs are recorded from 14 volunteers when they finish Chinese remote association tasks (CRAT), the synchronization likelihood analysis are performed on the source analyzed EEGs in beta(14 ~ 30 Hz) and high gamma rhythm(50 ~ 80 Hz), the appropriate threshold is selected to construct the brain network and calculate the node degree and clustering coefficient of the network. The results show that the node degree and clustering coefficient of insight brain network are larger than that of non-insight in both beta and gamma rhythm, the brain network in gamma band shows higher values of these parameters than that in beta rhythm. The result suggests that the neural mechanism underlying insight involves increased functional connectivity and information transmission efficiency in beta rhythm, especially in gamma rhythm. Compared with the scalp EEG signal, the cortical sourced signal more accurately reflects the characteristics of cortical interregional connection. This study provides a new perspective for revealing the cognitive neural mechanism.

Key words: brain network, insight, electroencephalography (EEG) source analysis, synchronization likelihood, Chinese remote association task(CRAT)