

## 基于格兰杰因果关系磁刺激穴位对亚健康失眠的脑功能网络分析

郑威<sup>1</sup>, 于洪丽<sup>1</sup>, 丁卫国<sup>2</sup>, 吴霞<sup>1</sup>, 徐桂芝<sup>1</sup>, 郭磊<sup>1</sup>, 陈静<sup>2</sup>, 魏丽<sup>2</sup>

1. 省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室(河北工业大学), 天津 300130; 2. 天津市北辰中医医院, 天津 300400

**【摘要】**脑功能网络是揭示大脑精神活动的重要体现,对于亚健康失眠的脑网络分析具有重要意义。利用格兰杰因果关系算法建立脑功能有向网络实现了各级脑电之间的有向信息连通,更是对失眠基于脑电的探究。本文利用Neuroscan128导脑电实验仪采集9名失眠被试的32导脑电信号,然后基于格兰杰因果关系方法计算32导脑电极在时间序列上的有向连接关系,同时运用贝叶斯信息准则和 $F$ 统计量检验每个连接值的统计显著性,再利用磁刺激穴位的方法刺激失眠被试,获得不同状态下脑功能网络的有向连接图,并对其进行分析。结果表明,磁刺激神门、内关和三阴交穴后较刺激前,大脑额叶、中央区 and 左颞叶内部以及脑区之间的连接有所增加;而枕叶、右颞叶内部以及脑区之间的连接有所减少。磁刺激穴位治疗亚健康失眠具有重要的研究意义,本研究得到的相应结果为其提供依据。

**【关键词】**失眠;脑功能网络;格兰杰因果关系;贝叶斯信息准则;磁刺激穴位

**【中图分类号】**R35

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2018)02-0228-08

## Brain functional network analysis of magnetic stimulation at acupoints for sub-health insomnia based on Granger causality

ZHENG Wei<sup>1</sup>, YU Hongli<sup>1</sup>, DING Weiguo<sup>2</sup>, WU Xia<sup>1</sup>, XU Guizhi<sup>1</sup>, GUO Lei<sup>1</sup>, CHEN Jing<sup>2</sup>, WEI Li<sup>2</sup>

1. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; 2. Tianjin Beichen District Chinese Medicine Hospital, Tianjin 300400, China

**Abstract:** Brain functional network reveals the mental activity of the brain, and has important significance for the brain network analysis of sub-health insomnia. Using Granger causality algorithm to establish brain functional directed network achieves the connectivity of the directional information within the electroencephalogram (EEG) at all levels, and realizes the EEG analysis for insomnia. Neuroscan of 128 channels was applied to collect the 32-channel EEG signals of 9 subjects who were in insomnia. The directional and connected relationship on the time sequence of 32-channel EEG electrodes were calculated based on Granger causality, and simultaneously, Bayesian information criterion and  $F$ -statistics were used to examine the statistic significance of every connected value. Finally, we analyzed the connection diagrams of brain functional networks under different states which were obtained by stimulating insomnia subjects with magnetic stimulation at acupoints. The results revealed that the connections were increased between the frontal, centralis, left temporal lobe and encephalic regions, at the same time, the connections were decreased between the occipital lobe, right temporal lobe and encephalic regions after magnetic stimulating Shenmen, Neiguan and Sanyinjiao. Magnetic stimulation at acupoints for sub-health insomnia has important research significance, and the corresponding results obtained in this research provide the basis for the further research.

**Keywords:** insomnia; brain functional network; Granger causality; Bayesian information criterion; magnetic stimulation at acupoints

**【收稿日期】**2017-09-19

**【基金项目】**国家自然科学基金(31400844, 51377045, 61571180); 河北省自然科学基金(E2016202128)

**【作者简介】**郑威, 硕士研究生, 研究方向: 生物电磁技术, E-mail: 809696863@qq.com

**【通信作者】**于洪丽, 副教授, 研究方向: 生物电工、生物电信号处理, E-mail: yhlzlyn@126.com

### 前言

在当今社会,由于人们快节奏的生活习惯导致失眠人群也随之多了起来。失眠以及由其引起的紧张、焦虑、神经衰弱等造成滥用失眠药物,同时成为一个广泛的公共问题,受到研究者的普遍关注。长期以来,人们对待失眠大多是使用药物,药物治疗能快速起效,但是长期效果并不理想,且药物耐受性、

依赖性以及副作用也不容忽视。目前治疗失眠也采用一些非药物的方式,但其效果都不尽理想,所以得继续寻找一种新型且更具疗效的治疗方法。中医学利用针灸进行治疗,但其主观性强、无法量化的特点,使得其无法实时解决失眠人群的困扰。目前,功能性电刺激已经在临床当中的相关领域得到研究和应用,但是其给患者带来的疼痛感较强<sup>[1]</sup>。与前两者相比,磁刺激技术在临床研究当中作为一种新型的治疗方式应用于穴位刺激,其具有很多优点,如无痛、无创、操作简便,在穴位及神经调节、相关病症的治疗和康复领域的治疗等诸多方面都有良好的应用前景<sup>[2]</sup>。目前磁刺激更多的是在脑认知等方面展开研究,对刺激后建立有向连接网络的研究较少,尤其在治疗失眠方面,运用磁刺激技术并结合建立有向网络的研究相对更少。

随着近几年复杂网络研究的开展,相当多的研究人员侧重于研究人体大脑,并将研究复杂网络的基本理论和相应的分析方法更多地应用在人体大脑的研究当中<sup>[3-6]</sup>。目前对人脑结构和功能的神经机制研究,已经不仅仅局限于脑功能定位问题,更多的是分析不同层次网络的结构、连接问题及动力学行为,研究各功能区间的动态功能连接和整合问题,即描述特定功能区的交互作用以及这些交互作用如何受认知任务的影响<sup>[7]</sup>。而感觉认知上的神经生理学模型的建立在描绘不同神经系统交互作用上一直是个难点<sup>[8]</sup>。所以,研究多通道脑电信号相互间的因果关系使其具有有向连接功能,实现并构建出脑功能网络具有重要意义。因此为构建具有因果关系的有向连接脑功能网络,本文运用格兰杰因果(Granger Causality, GC)关系算法进行磁刺激穴位亚健康失眠的脑电信号分析。

Wiener等在1956年给出了两个时域信号间的因果性定义。1969年Bovelli等<sup>[9]</sup>在此基础上给出了经济学上随机过程的因果性公式,现在被称为GC,并被广泛引入脑功能连通性研究中。GC分析不仅能够描述不同大脑区域间相互作用的强度,还可以表明它们之间相互作用的因果关系,这与传统的分析方法如相关、相干及互信息等算法相比具有最明显的优势。正因为如此,结合GC分析脑电信号研究动态脑网络在时间分辨率上具有明显优势。

基于此,本文结合失眠被试的脑电(Electroencephalogram, EEG)数据采集实验,通过EEG信号的GC分析,建立32导大脑电极的脑网络的因果关系模型,来探究失眠状态下磁刺激前后的各电极因果调制,对比磁刺激前后大脑动态网络拓扑

特性,以此来研究磁刺激穴位对亚健康失眠的作用效应。

## 1 材料与方法

### 1.1 被试的选择和脑电数据的采集

实验选择9名亚健康失眠者作为被试,男6例,女3例,测试其匹斯堡睡眠质量指数均大于7,所有被试均是河北工业大学的学生,年龄23~26岁,且除具有睡眠障碍外,无其他疾病。

本实验在选择靶点刺激穴位时,经中医专家指导,选取神门穴、内关穴、三阴交穴。实验设备为英国Magstim Rapid<sup>2</sup>公司生产的8字形线圈经颅磁刺激仪,选取设备最大输出强度(2.2 T)的80%为刺激强度,刺激频率选为1 Hz。实验时产生连续脉冲作用于相应穴位,每个穴位刺激的时间均为1 min。实验设定流程如图1所示,磁刺激实验如图2所示。

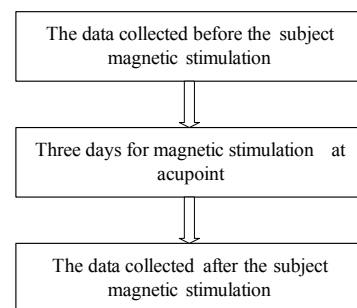


图1 实验流程图

Fig.1 Flow chart of experiment



图2 实验用磁刺激仪

Fig.2 Magnetic stimulation system used in the experiment

本实验利用美国Neuroscan128导脑电实验仪采集了32导脑电数据,如图3所示。实验数据的采样频率为1 000 Hz,放大倍数为500,每组脑电数据在1 Hz的刺激频率下采集2 min。

### 1.2 数据预处理

数据预处理部分主要包含匹配电极、去坏电极、



图3 脑电采集及其所用设备  
Fig.3 Electroencephalogram (EEG) signal acquisition and acquisition devices

滤波(0.5~40.0 Hz)、重参考、去伪迹等,该过程通过Matlab软件eeglab工具包完成。

### 1.3 处理方法

**1.3.1 GC** GC关系的基本思想是:如果用第一个和第二个时间序列过去的值去估计第一个时间序列当前的值比仅有第一个时间序列过去的值去估计得到的预期误差方差减小,那么第二个时间序列就是第一个时间序列的原因。基于自回归模型<sup>[10]</sup>上的有向研究是GC关系研究的一大特点。假定 $X(t)$ 和 $Y(t)$ 为两个随机平稳的时间序列, $p$ 、 $q$ 分别为变量 $X(t)$ 、 $Y(t)$ 回归方程中的滞后长度,滞后长度 $p$ 和 $q$ 的最大值为建立回归模型的阶数, $u_1(t)$ 和 $u_2(t)$ 表示与时间序列不相关的白噪声,建立自回归模型:

$$X(t) = \sum_{i=1}^p \alpha_{xx}(i)X(t-i) + u_1(t) \quad (1)$$

$$Y(t) = \sum_{i=1}^q \alpha_{yy}(i)Y(t-i) + u_2(t) \quad (2)$$

在考虑到两个变量 $X(t)$ 和 $Y(t)$ 不仅仅可以用自身过去表达,同时还具有相互作用的情况下,表达式为:

$$X(t) = \sum_{i=1}^p \alpha_{xx}(i)X(t-i) + \sum_{j=1}^q \alpha_{xy}(j)Y(t-j) + \varepsilon_1(t) \quad (3)$$

$$Y(t) = \sum_{i=1}^q \alpha_{yx}(i)X(t-i) + \sum_{j=1}^p \alpha_{yy}(j)Y(t-j) + \varepsilon_2(t) \quad (4)$$

式中, $X(t-i)$ 为 $X(t)$ 的滞后项, $Y(t-i)$ 为 $Y(t)$ 的滞后项, $\alpha_{xx}(i)$ 和 $\alpha_{yy}(i)$ 分别是 $X(t)$ 和 $Y(t)$ 的自回归系数, $i$ 和 $j$ 为滞后项数, $\alpha_{xx}(i)$ 和 $\alpha_{xy}(i)$ 为 $X(t)$ 的系数估计值,

$\alpha_{xy}(i)$ 和 $\alpha_{yx}(i)$ 为 $Y(t)$ 的系数估计值, $\varepsilon_1(t)$ 和 $\varepsilon_2(t)$ 为白噪声。如果 $\alpha_{yy}(i)$  ( $i=1, \dots, p$ )在统计学上整体显著不为零,则说明 $X(t)$ 是 $Y(t)$ 的格兰杰结果, $Y(t)$ 是 $X(t)$ 的格兰杰原因,反之亦然。如果 $\alpha_{xy}(i)$  ( $i=1, \dots, p$ )等于零,则说明 $X(t)$ 和 $Y(t)$ 不存在因果关系。同样的,对于 $X(t)$ 的残差 $u_1(t)$ 比 $\varepsilon_1(t)$ 的协方差大,则代表 $Y(t)$ 对 $X(t)$ 的影响大;相反的,协方差越小,则代表 $Y(t)$ 对 $X(t)$ 的影响越小;当残差 $u_1(t)$ 比 $\varepsilon_1(t)$ 的协方差相等时, $Y(t)$ 对 $X(t)$ 没有影响。

记 $\Sigma_1 = \text{var}(p)$ ,  $\Gamma_1 = \text{var}(u_2)$ 对于式(3)、式(4)中的协方差记为:

$$\Sigma_t = \begin{pmatrix} \Sigma_2 = \text{var}(\varepsilon_1) & \Omega_2 = \text{cov}(\varepsilon_2, \varepsilon_1) \\ \Omega_2 = \text{cov}(\varepsilon_2, \varepsilon_1) & \Gamma_2 = \text{var}(\varepsilon_1) \end{pmatrix} \quad (5)$$

残差协方差的大小关系用对数比表示:

$$F_{Y \rightarrow X} = \ln \frac{\Sigma_1}{\Sigma_2}, F_{Y \leftarrow X} = \ln \frac{\Gamma_1}{\Gamma_2}, F_{Y * X} = \ln \frac{\Sigma_2 \Gamma_2}{|\Sigma_t|}, |\Sigma_t| \text{表示}$$

$\Sigma_t$ 的行列式, $F_{Y \rightarrow X}$ 表示 $Y$ 对 $X$ 的直接影响, $F_{Y \leftarrow X}$ 表示 $X$ 对 $Y$ 的直接影响, $F_{Y * X}$ 表示 $Y$ 和 $X$ 间的相互作用。如果 $F_{Y \rightarrow X} = \ln \frac{\Sigma_1}{\Sigma_2} > 0$ ,则说明 $Y$ 对 $X$ 有因果响应;如果 $F_{Y \rightarrow X} = \ln \frac{\Sigma_1}{\Sigma_2} = 0$ ,则说明 $Y$ 对 $X$ 不存在这种因果关系;当 $X(t)$ 和 $Y(t)$ 相互独立时,有

$$|\Sigma_t| = \Sigma_2 \Gamma_2 = \Sigma_1 \Gamma_1, F_{Y * X} = \ln \frac{\Sigma_2 \Gamma_2}{|\Sigma_t|} = 0。$$



求取GC值要选取一个适当的自回归模型阶数。如果阶数取值太小,就会导致搭建模型的模拟数据不好,影响结果,阶数取的太大又会影响对模型的估计。最佳阶数的选择必须平衡模型的模拟度以及模型中要计算参数的数量,目前国际上计算自回归模型的阶数有两个标准, Akaike 信息标准和 Bayesian 信息标准。

根据贝叶斯信息准则 (Bayesian Information Criterion, BIC)<sup>[11]</sup>在同时兼顾似然项和惩罚项的情况下,使用BIC来选择最佳的滞后长度,找到适当的模型规范。动态因果模型<sup>[12-13]</sup>研究的是有效连通性即模型匹配数据,在模型的匹配度和复杂度上寻找一个平衡点,根据适当的模型规范确定相应的模型。因此本文选用BIC方法来确定要建立的模型规范相应的阶数。

确定模型规范相应的阶数之后,还需要对计算所得的GC值进行统计显著性检验。统计上通常运用 $F$ 检验统计量<sup>[14]</sup>进行计算说明GC值是否具有统计显著性:(1)提出假设,原假设: $H_0: \alpha_{xy}(i)(i=1, \dots, p)$ 为0;备择假设: $H_0: \alpha_{xy}(i)$ 不全为0。(2)构造统计量, $F$ 检验统计量:

$$F_{Y \rightarrow X} = \frac{\sum_{i=1}^N \varepsilon_1(i) - \sum_{i=1}^N \varepsilon_2(i)}{\frac{p}{\sum_{i=1}^N \varepsilon_2(i)}} \quad (6)$$

其中, $N$ 表示总的时间点的个数。(3)对原假设进行判断,当 $N \cdot F_{Y \rightarrow X} > \chi^2(p)$ 时,拒绝原假设,即 $Y$ 对 $X$ 有因果影响;当 $N \cdot F_{Y \rightarrow X} < \chi^2(p)$ 时,接受原假设,即 $Y$ 对 $X$ 无因果影响。

本文通过以下几个步骤计算GC值:(1)由BIC计算得到需要建立2阶模型;(2)建立2阶回归模型,对各个大脑电极的EEG信号进行拟合;(3)求出各个大脑电极相互之间的因果关系;(4)选取适当的阈值,并对(3)中求出的因果关系值与阈值进行比较,大于阈值的因果关系值再进行 $F$ 统计量的分析。

**1.3.2 脑功能网络的构建** 大脑神经连接网络的研究有3个方向,分别为结构性脑网络、功能性脑网络以及因效性脑网络<sup>[15]</sup>。其中,功能性脑网络是由节点间的功能性连接构成的,它反映的是节点间或脑区间统计性连接关系。基于图论<sup>[16]</sup>的方法,一个复杂网络由两部分组成:节点部分和边集。节点表示网络所具有的规模大小,边集则代表网络具有边的总数,两部分共同组成最后得到相应的网络图。本文将32导脑电极作为脑功能网络构建的节点,GC值作

为衡量节点之间有无连接边的标准,选取适当的阈值,若GC值大于阈值则有连接边,否则不存在。

正常情况下,人脑具有高效经济的处理模式<sup>[17]</sup>,但是亚健康失眠可能会引起这种处理模式的改变,并反应在脑功能网络的结构变化上。为了更加清晰地显示失眠状态下磁刺激前后脑网络中各个脑电极的信息流向情况,选取0.8作为阈值。

**1.3.3 小世界属性的判定** 随着大量复杂网络实验的进行,研究者们发现真实的网络几乎都是小世界网络,这一现象在脑网络领域也普遍存在<sup>[18]</sup>。Watts等<sup>[19]</sup>在1998年研究小线虫的神经网络数据集时,首次发现小线虫的神经网络模型具有“小世界”网络模型属性,其属性特点为 $C_{net}$ 较高且 $L_{net}$ 较短。Humphries等提出:

$$\lambda = L_{net}/L_{ran} \sim 1 \quad (7)$$

$$\gamma = C_{net}/C_{ran} > 1 \quad (8)$$

式中, $C_{net}$ 和 $C_{ran}$ 表示构建出的网络和相同尺度随机网络的聚类系数, $L_{net}$ 和 $L_{ran}$ 表示构建出的网络和相同尺度随机网络的特征路径长度。当 $\sigma = \gamma/\lambda > 1$ 时,表明所构建的网络具备“小世界”属性<sup>[20]</sup>。

## 2 结果

为减小个体差异对实验结果的影响,分别计算9名被试第1天、第3天刺激前后预处理脑电数据的平均数值,得到4组数据,在4组数据中取第1天刺激前和第三天刺激后的数据作为治疗前后的数据进行对比,用以探究基于EEG的磁刺激穴位对亚健康失眠者作用下脑机制是否发生变化。在进行数据分析时,对得到的脑电极之间因果关系进行统计分析,得到在磁刺激前后不同状态下失眠被试的脑网络连接性的变化,如图4所示。从图中可以看出,为期3d进行两次磁刺激治疗,不同状态下的脑功能网络有向连接存在明显变化,额叶、左颞叶的连接明显增加,而枕叶、右颞叶的连接则降低。

### 2.1 脑功能网络的小世界属性

对不同状态下的GC值进行 $F$ 统计量分析,阈值为0.8,构建出脑网络。为具体分析刺激前后脑网络有向连接,本文计算并分析了其小世界属性,9名被试的聚类系数见表1,特征路径长度见表2,其小世界属性结果见表3。可以看出,磁刺激前后的脑功能网络均满足 $\sigma > 1$ ,说明其都具有小世界属性。对不同状态下聚类系数进行配对 $t$ 检验方法进行检验,结果显示具有显著性差异( $P=0.000 < 0.050$ )。对不同状态下特征路径长度进行配对 $t$ 检验方法进行检验,结果显示具有显著性差异( $P=0.000 < 0.050$ )。

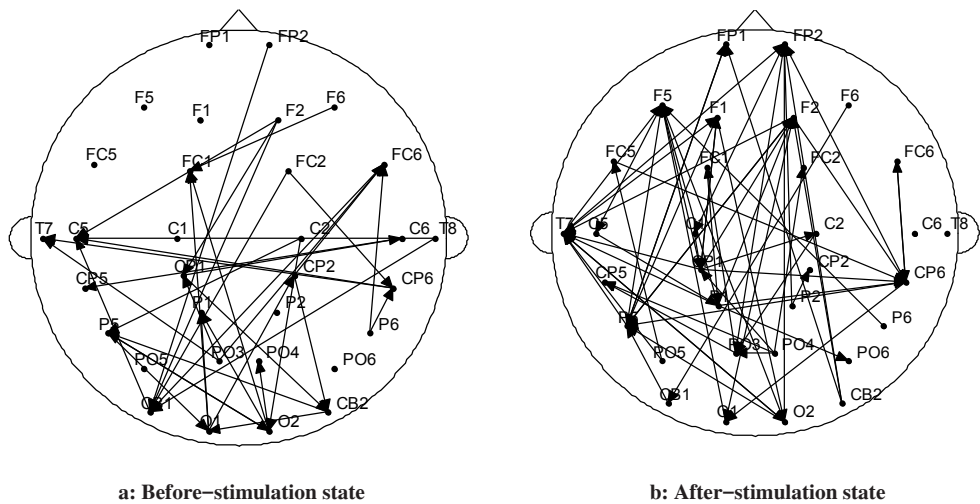


图4 不同状态下脑功能网络  
Fig.4 Brain functional networks at different states

表1 不同状态下的脑功能网络聚类系数  
Tab.1 Clustering coefficient of brain functional networks at different states

Subjects	Before-stimulation state	After-stimulation state
1	0.18	0.28
2	0.28	0.41
3	0.24	0.33
4	0.19	0.32
5	0.35	0.42
6	0.26	0.35
7	0.27	0.35
8	0.29	0.43
9	0.33	0.45

表2 不同状态下的脑功能网络特征路径长度  
Tab.2 Characteristic path lengths of brain functional networks at different states

Subjects	Before-stimulation state	After- stimulation state
1	3.22	2.31
2	3.74	2.49
3	3.58	2.42
4	3.28	2.40
5	3.81	2.53
6	3.66	2.48
7	3.63	2.45
8	3.75	2.54
9	4.19	2.76

表3 不同状态下的脑功能网络特征参数  
Tab.3 Characteristic parameters of brain functional networks at different states

States	Clustering coefficient C	Characteristic path length L	$\sigma$
Before-stimulation	0.26	3.64	1.24
After-stimulation	0.37	2.47	2.59

2.2 节点的度

对于度值来说,它是衡量脑功能网络的一个重要参数。为此,计算节点的度从数据上直观体现磁刺激前后的不同。根据图4a和图4b中32导脑电极节点度的统计,按脑区绘制了其对比折线图,图5为额叶对比图,图6为枕叶对比图,图7为中央区对比图,图8为左颞叶对比图,图9为右颞叶对比图,图10为不同状态下脑区节点度对比直方图。可以明显得出不同状态下各个脑区节点的度的变化,额叶区、中央区、左颞叶区刺激后节点度都有增加,且额叶和中央区相对变化较大;枕叶区、右颞叶区刺激后节点度降低。

本文分析了磁刺激前、后两种状态存在的显著性差异的脑区节点度,发现额叶、枕叶、中央区和右颞叶存在显著性差异( $P<0.05$ ),而左颞叶不存在显著性差异( $P>0.05$ ),结果见表4。

3 讨论

在脑功能网络分析中,有向网络与无向网络都可以体现出各个脑电极之间的连接关系,但有向网络在探究脑神经连接的因果机制上具有明显优势。

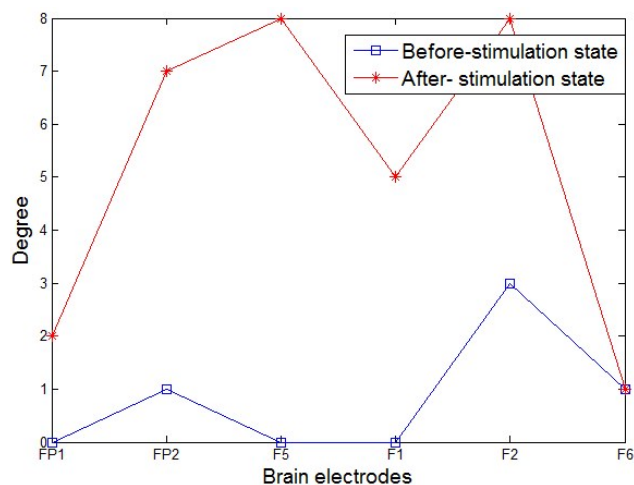


图5 不同状态下额叶区节点度

Fig.5 Node degrees of the frontal area at different states

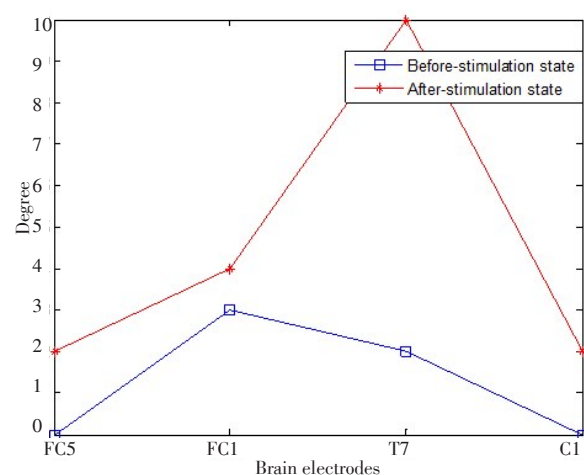


图8 不同状态下左颞叶区节点度

Fig.8 Node degrees of the left temporal lobe area at different states

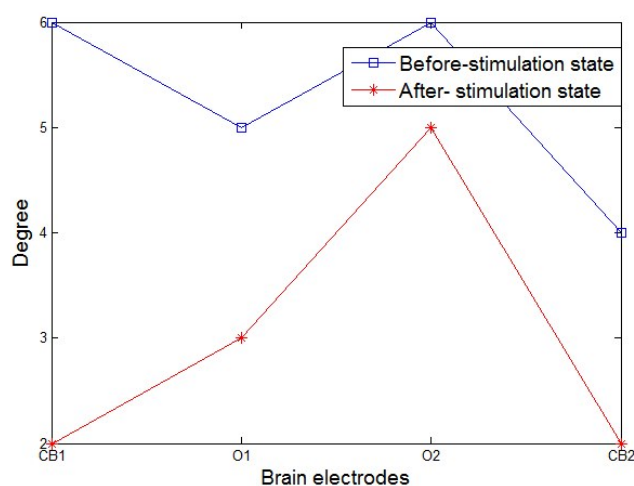


图6 不同状态下枕叶区节点度

Fig.6 Node degrees of the occipital lobe at different states

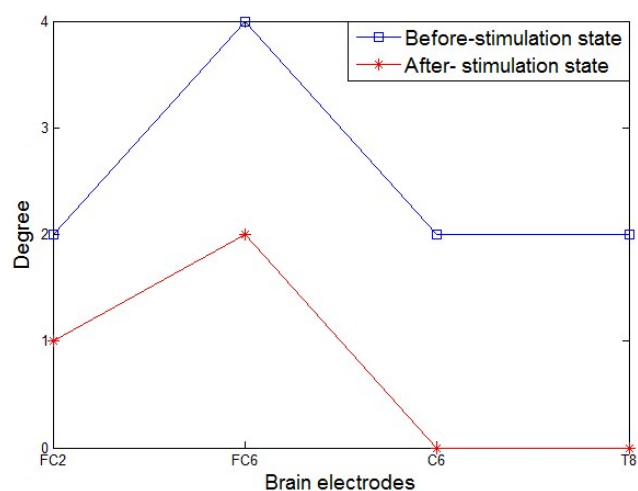


图9 不同状态下右颞叶区节点度

Fig.9 Node degrees of the right temporal lobe area at different states

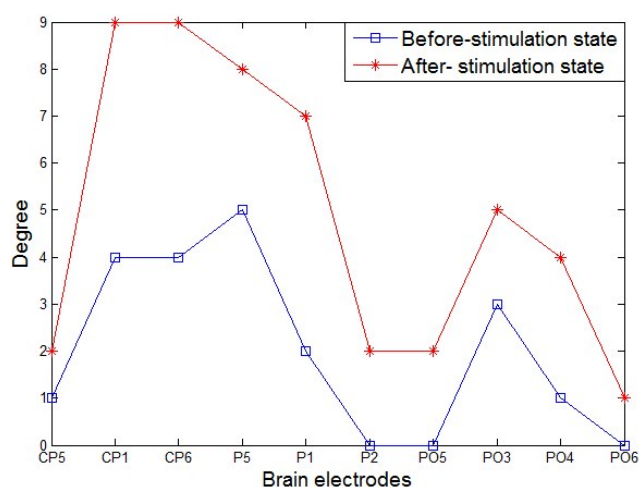


图7 不同状态下中央区节点度

Fig.7 Node degrees of area centralis at different states

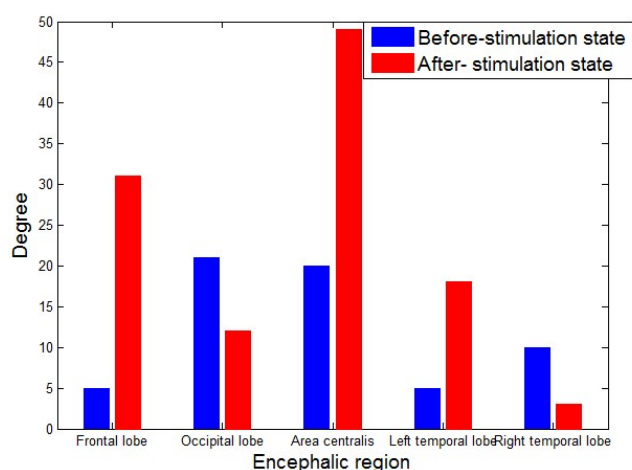


图10 不同状态下脑区节点度

Fig.10 Node degrees of encephalic regions at different states

本文采用GC方法,设定1 Hz磁场刺激作用于手腕处的神门穴、内关穴和脚腕处的三阴交穴,采集刺激

前、后的脑电数据,对脑电信号进行两两通道间因果关系特性分析,并构建了不同状态下的脑功能连接



表4 不同状态下的脑区节点度显著性检验  
Tab.4 Significance test of node degrees of encephalic regions at different states

Encephalic regions	P value
Frontal lobe	0.014
Occipital lobe	0.037
Area centralis	0.000
Left temporal lobe	0.135
Right temporal lobe	0.006

有向网络,探究磁刺激穴位作用下亚健康失眠者的脑神经机制以及磁刺激所产生的相应影响,并基于复杂网络对脑功能网络的特征进行深入研究。

研究发现,在亚健康失眠下,基于EEG的磁刺激穴位在刺激前、后两种状态下所构建的脑功能有向网络存在不同,分析小世界属性发现,聚类系数的增强,表示网络集群程度提高,网络间联系更加紧密<sup>[21-22]</sup>;特征路径长度的降低,说明磁刺激可以提高脑功能网络间信息的传输速度,提高网络效率;由表3得出,磁刺激穴位脑功能网络小世界属性提高,即网络的拓扑结构更加紧凑,脑区之间的交互作用增强。

随着脑网络理论的发展,人们将关注点更加侧重于不同脑区域之间的功能性和效应性的连接<sup>[23]</sup>。基于不同状态下脑功能网络有向连接图,以及脑区节点度的对比,可以得出,脑功能网络平均度增大,即节点度增大,亦即连接该节点的边数增多,这说明此刺激穴位可以使脑区间的功能性连接增强,提高脑区活跃度。通过脑区进行分析差异化明显,可以得出,额叶区、中央区、左颞叶区刺激后节点度都有增加,枕叶区、右颞叶区刺激后节点度降低。在分析过程中,额叶区在磁刺激穴位前后的脑功能网络图和节点度存在明显增强。目前额叶已知的功能包括:记忆、判断、分析、思考以及操作,具体包括思维活动的相关指令发出和智力、行为等活动的具体体现。由此得出,磁刺激穴位有助于改善亚健康失眠的思维活动和脑认知功能。而枕叶区磁刺激穴位后较之前脑功能网络连接明显减少,节点度降低。枕叶主要负责视觉处理,而磁刺激穴位对亚健康失眠的枕叶区域的连接减弱,而其相应的脑机制需要进一步研究。

#### 4 结 论

本文基于GC关系,从亚健康失眠的角度利用磁刺激神门穴、内关穴和三阴交穴位采集脑电数据对

其进行分析,探究磁刺激穴位对亚健康失眠者的脑功能有向连接网络产生的作用机制。运用GC关系算法计算32导脑电两两通道之间的GC值,研究各通道之间的因果联系,并在此基础上构建磁刺激穴位在刺激前、后的大脑功能有向网络。并且计算相应的参数值得到磁刺激前、后的小世界属性,以脑电极为节点测量度的方法对失眠患者磁刺激前后的大脑功能网络结构分析、特征参数进行研究与分析,探索3个穴位磁刺激时大脑功能网络有向连接的变化,并结合额叶、枕叶、中央区、左颞叶和右颞叶的大脑区进行分析。结果发现,在1 Hz频率磁刺激下,计算刺激前、后的小世界属性发现,运用GC方法所构建的脑网络都具有其属性,其平均度和整体有向连接边增加,失眠患者在刺激后的脑网络连接较刺激之前,在额叶、中央区、左颞叶之间的连接均出现增加趋势,在枕叶、右颞叶之间的连接出现减少趋势。磁刺激穴位治疗亚健康失眠具有重要的研究意义,本研究得到的相应结果为其提供依据。

#### 【参考文献】

- [1] 许小璇,陈晓冬,王邦茂,等.基于多通道电刺激的食管起搏系统研究[J]. 纳米技术与精密工程, 2017, 15(1): 31-35.  
XU X X, CHEN X D, WANG B M, et al. Research on esophagus pacing system based on multi-channel electrical stimulation [J]. Nanotechnology and Precision Engineering, 2017, 15(1): 31-35.
- [2] 尹宁,徐桂芝,周茜.磁刺激穴位复杂脑功能网络构建与分析[J]. 物理学报, 2013, 62(11): 569-576.  
YIN N, XU G Z, ZHOU Q. Construction and analysis of complex brain functional network under acupoint magnetic stimulation [J]. Acta Physica Sinica, 2013, 62(11): 569-576.
- [3] STROGATZ S H. Exploring complex networks [J]. Nature, 2001, 410 (6825): 268-276.
- [4] MILO R, SHEN-OR R S, ITZKOVITZ S, et al. Network motifs: simple building blocks of complex networks [J]. Science, 2002, 298 (5594): 824-827.
- [5] 胡彩莲,杨硕,陈玲,等.基于脑网络磁刺激穴位对脑疲劳影响[J]. 计算机应用, 2016, 36(S2): 331-334.  
HU C L, YANG S, CHEN L, et al. Effect of magnetic stimulation on brain fatigue based on brain network [J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(S2): 331-334.
- [6] 杨华,侯昌月,卢竞,等.作曲家大脑的静息态脑功能网络研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2016, 35(5): 612-615.  
YANG H, HOU C Y, LU J, et al. Functional brain network study on resting state of composers [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2016, 35(5): 612-615.
- [7] 王宁,魏玲,李颖洁.基于格兰杰因果分析情绪认知过程中alpha脑电特性[J]. 生物医学工程学杂志, 2012, 29(6): 1021-1026.  
WANG N, WEI L, LI Y J. Analysis of characteristics of alpha electroencephalogram during the interaction between emotion and cognition based on Granger causality [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2012, 29(6): 1021-1026.
- [8] KUSS R, KAMINSKI M, BLINOWSKA K J. Determination of EEG activity propagation: pair-wise versus multichannel estimate [J]. IEEE

- Trans Biomed Eng, 2004, 51(9): 1501-1510.
- [9] BROVELLI A, DING M, LEDBERG A, et al. Beta oscillations in a large-scale sensorimotor cortical network: directional influences revealed by Granger causality[J]. Proc Natl Acad Sci U S A, 2004, 101(26): 9849-9854.
- [10] 彭寒平. 格兰杰因果关系及其在医学影像数据中的应用[D]. 长沙: 湖南师范大学, 2013.
- PENG H P. Granger causality and its application in fMRI data[D]. Changsha: Hunan Normal University, 2013.
- [11] 杨文, 颜卫, 涂尚坦, 等. 基于贝叶斯信息准则的极化干涉 SAR 图像非监督分类[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(11): 2628-2634.
- YANG W, YAN W, TU S T, et al. An unsupervised classification method POLINSAR image based on Bayesian information criterion [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(11): 2628-2634.
- [12] 蒋涛. 基于格兰杰因果关系的视觉额顶网络的研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2013.
- JIANG T. The study of the visual prefrontal parietal network using the granger causality analyse [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2013.
- [13] PENNY W D, STEPHAN K, MECHELLI A, et al. Comparing dynamic causal models[J]. Neuroimage, 2004, 22(3): 1157-1172.
- [14] UDDIN L Q, KELLY A, BISWAL B B, et al. Functional connectivity of default mode network components: correlation, anticorrelation, and causality[J]. Hum Brain Mapp, 2009, 30(2): 625-637.
- [15] 沈洋洋. 基于互信息的脑信号分类以及脑功能网络研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2016.
- SHEN Y Y. Research on classification of brain signals and construction of brain functional network based on mutual information [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2016.
- [16] 王英杰, 沈辉. 脑静息功能连接自发波动的可变性分析[J]. 中国生物医学工程学报, 2017, 36(1): 20-27.
- WANG Y J, SHEN H. Variability of spontaneous fluctuation in resting-state functional connectivity of human brains[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2017, 36(1): 20-27.
- [17] BULLMORE E, SPORNS O. The economy of brain network organization[J]. Nat Rev Neurosci, 2012, 13(5): 336-349.
- [18] BULLMORE E, SPORNS O. Complex brain networks: graph theoretical analysis of structural and functional systems[J]. Nat Rev Neurosci, 2009, 10(3): 186-198.
- [19] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks[J]. Nature, 1998, 393(6684): 440-442.
- [20] ACHARD S, SALVADOR R, WHITCHER B, et al. A resilient, low-frequency, small-world human brain functional network with highly connected association cortical hubs[J]. J Neurosci, 2006, 26(1): 63-72.
- [21] YU H L, XU G Z, ZHOU Q, et al. EEG characteristics under magnetic stimulation at acupuncture point and at mock point[J]. IEEE Trans Magn, 2012, 48(11): 2857-2860.
- [22] XU G Z, ZHANG X, YU H L, et al. Complexity analysis of EEG under magnetic stimulation at acupoints [J]. IEEE Trans Appl Supercond, 2010, 20(3): 1029-1032.
- [23] 黄亮, 吴超华, 高小榕. 基于自回归模型和相位斜率指数的动态脑连接分析[J]. 中国生物医学工程学报, 2016, 35(1): 1-9.
- HUANG L, WU C H, GAO X R. Dynamic brain connectivity analysis based on autoregressive model and phase slope index [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2016, 35(1): 1-9.

(编辑:陈丽霞)