



DOI: 10.13382/j.jemi.B2003017

多通道 EEG 信号小波相干分析的测谎研究*

何章锦 陈晨 张金 黎峰 张家琦 蓝文威 高军峰

(中南民族大学 生物医学工程学院 武汉 430074)

摘要:为区分说谎与讲真两种思维状态下不同脑区之间的功能连接,并且研究这种功能连接在时域与频域的变化,征选了40名平均年龄21岁、健康右利手受试者作为实验对象,随机分为说谎和讲真两个被试组(各20名),采用标准三刺激模式测谎协议记录了在两种思维状态下12导联的脑电信号(electroencephalogram, EEG),然后利用小波相干分析方法,对刺激后250~1300 ms时段(P300典型发生时段)上的 θ (0.5~4 Hz)、 δ (4~8 Hz)、 α (8~13 Hz)、 β (13~30 Hz)、 γ (30~100 Hz)五个频带的66个导联对的小波相干系数分别进行计算,分析不同导联对在不同频域的功能连接。最后,利用秩和检验对两类受试者的相同时-频域的相干系数分别对比分析,实验结果表明,在 θ 及 δ 频带对应的时频域上,两类受试者在OZ-P4、OZ-P3及P3-P4三个导联对的相干值均存在统计学差异,推测人在面对物证说谎时进行功利和非功利的道德判断时导致视觉联合皮层(P3和OZ)和顶下小叶(P4)相应区域被激活,故而产生不同脑区间功能连接的显著统计性差异。

关键词:小波相干;脑电信号;测谎;功能连接

中图分类号: R338 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.6140

Lie detection study based on wavelet coherence analysis on multi-channel EEG signals

He Zhangjin Chen Chen Zhang Jin Li Feng Zhang Jiaqi Lan Wenwei Gao Junfeng

(College of Biomedical Engineering, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074, China)

Abstract: In order to distinguish the functional connectivity on different brain areas between two mental states of lying and telling-truth and to research this functional connectivity change in time-frequency domains, forty healthy right-handed subjects with an average age of 21 were randomly divided into two groups (20 each): Lying and telling-truth. Through standard three stimuli paradigm, we recorded the 12 channels electroencephalogram (EEG) signals in two states. Then, used wavelet coherence method to calculate the coherence coefficient on 66 pairs of channels of the following time-frequency bands: θ (0.5~4 Hz), δ (4~8 Hz), α (8~13 Hz), β (13~30 Hz), γ (30~100 Hz) and the time range of 250~1300 ms after the stimuli (typical occurrence time of P300). Analyzed the functional connectivity on different channels pairs in different time-frequency areas. Finally, Wilcoxon test was used to compare the difference of wavelet coherence on the same time-frequency domain between the two groups of the subjects. The experimental results show that in the time-frequency domain corresponding to frequency bands θ and δ , there were statistical differences in the coherence values of OZ-P4, OZ-P3 and P3-P4 of the two groups of subjects. The finding indicates that when lying with physical evidence, the associative visual cortex (P3 and OZ) and inferior parietal lobule (P4) may be activated during utilitarian and nonutilitarian moral judgments, yielding significant statistical differences in the functional connectivity between different brain regions.

Keywords: wavelet coherence; EEG; lie detection; functional connectivity



0 引言

事件相关电位(event-related potential, ERP)^[1-3]是由特定刺激对神经系统产生作用所导致的一种脑诱发电位,这种对刺激事件的脑认知加工产生的生物电反应可以在头皮脑电检出,具有锁时(与刺激有相对固定时间间隔)和锁相(与刺激有特定相位差值)特性。其中与记忆和思维有关系的 ERP 成分是 P300。它主要反映的是大脑认知加工过程。

至今,基于 fMRI (functional magnetic resonance imaging)^[4-5]技术的测谎研究得到了迅猛的发展。Mohamed 等通过扫描被试者的大脑发现说谎比讲真激活更多的区域,主要有大脑内侧下部和前中央区以及海马回、额叶中部和边缘区域。相比 ERP 技术,fMRI 技术的空间精度更高,但 ERP 测谎有更高的时间精度,且造价低廉,因此,目前仍然是研究脑认知最普遍的方法。

脑电(electroencephalogram, EEG)信号具有随机非平稳及非线性的特点。借助时频分析方法对 EEG 信号进行分析,其中小波变换^[6-8](wavelet transform)以其优良的数学特性在大量研究中被使用。Morlet 小波以其具有连续的表达式以及简单易于计算的特性,被视为一种成熟稳定的分析技术,广泛应用于 EEG 研究中。

近些年来越来越多的神经科学研究表明了功能连接分析相对于单个导联的 EEG 信号进行分析^[9],更能全面反映大脑认知过程和相关机制,而当前测谎研究还缺乏对测谎过程中各脑区的功能连接及基于连接的谎言机制的深入研究。相干函数是计算两个随机过程频谱相关性的方法,但是该方法缺乏时域的定位分析,因而,限制了传统相干分析在时频域分析领域的应用。小波相干分析方法适合对非平稳信号间的相关性进行时频域的分析,近年来在 EEG 信号分析领域得到了大量成功的应用^[10]。基于此,本文拟采用小波相干分析方法,对说谎与讲真两种思维状态中不同脑功能区之间的不同时频域上的小波相干性进行对比分析,对刺激后不同时域段的 $\theta(0.5\sim 4\text{ Hz})$ 、 $\delta(4\sim 8\text{ Hz})$ 、 $\alpha(8\sim 13\text{ Hz})$ 、 $\beta(13\sim 30\text{ Hz})$ 、 $\gamma(30\sim 100\text{ Hz})$ 5 个频带上的通道间的相干系数分别进行计算,以分析不同脑区在不同时频域的功能连接。

1 方法

1.1 相干性函数定义

对两个连续有限能量信号 $x(t)$ 和 $y(t)$,相干性是指两个信号在频域下的线性相关程度。 x 和 y 相干性函数定义为:

$$\rho(f) = \frac{|S_{xy}(f)|}{[|S_{xx}(f) \cdot S_{yy}(f)|]^{1/2}} \quad (1)$$

式中: $|\cdot|$ 为取模运算; f 代表信号 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的频率; $S_{xy}(f)$ 是两个信号的互功率谱; $S_{xx}(f)$ 、 $S_{yy}(f)$ 分别为 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的自功率谱。相干值始终在 0~1 之间,1 表示两个信号完美相干。

1.2 连续小波变换

为了分析不同大小的信号结构,有必要对信号进行线性时频变换,即使用有不同时域支集的时频原子。这个时频原子的表达式中有时间和频率两个参数,在某个特定的时间点和频率点,时频变换就是信号和时频原子内积,得到信号在这个时频原子形成的基上的投影。

小波变换将信号分解为一些初等函数,即子小波或简单小波 $\varphi_{\tau,s}(t)$,这些小波由小波母函数 $\varphi(t)$ 产生。小波变换的基函数是时间局部化的小波母函数的平移和缩放版本。小波是一个均值为 0 的 $\varphi(t) \in L^2(R)$ 函数^[11]:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(t) dt = 0 \quad (2)$$

它有规范化范数 $\|\varphi\| = 1$,且能量集中在 $U_i(0, \delta)$ 内,对基本小波原子 $\varphi(t)$ 做伸缩 s 平移 τ 可得到一族时频原子,

$$\varphi_{\tau,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \varphi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (3)$$

其中 $\frac{1}{\sqrt{s}}$ 是确保小波变换在尺度和时间序列上是可比较的归一化因子^[12], s 是和频率有关系的尺度因子。这些原子仍具有规范化的范数 $\|\varphi\| = 1$ 。

对于任意的信号 $x(t) \in L^2(R)$ 关于平移因子 τ 和尺度因子 s 的连续小波变换为时频原子与信号的内积:

$$W_x(\tau, s) = \langle x(t), \varphi_{\tau,s}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (4)$$

式中: $*$ 表示复共轭; $W_x(\tau, s)$ 是小波系数; \cdot 表示求两个函数的内积,该内积运算反映了信号和时频原子的相似程度。

Morlet 小波是高斯包络下的复指数函数,规范化的 Morlet 小波^[13]时频原子为:

$$\varphi_{\tau,f}(t) = \sqrt{f} \exp(2\pi i f(t-\tau)) \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{\sigma^2}\right) \quad (5)$$

式中: f 为频率。复 Morlet 小波的连续小波变换为:

$$W_x(\tau, f) = \langle x(t), \varphi_{\tau,f}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \varphi_{\tau,f}^*(t) dt \quad (6)$$

1.3 小波相干性函数

对于两个时域信号 $x(t)$ 、 $y(t)$,它们的小波自功率



谱与互功率谱的定义分别为:

$$SW_{xx}(t, f) = \int_{t-\frac{\delta}{2}}^{t+\frac{\delta}{2}} W_x(\tau, f) \cdot W_x^*(\tau, f) d\tau \quad (7)$$

$$SW_{xy}(t, f) = \int_{t-\frac{\delta}{2}}^{t+\frac{\delta}{2}} W_x(\tau, f) \cdot W_y^*(\tau, f) d\tau \quad (8)$$

式中: δ 是依赖于频率的一个标量, 它定义了小波相干性的时间分辨率, 其值越小, 适应的信号频率越高, 因而能够满足相干性的时间变化。与基于 Fourier 的相干性类似, 频率 f 和时间 t 的小波相干性^[13-14] 定义为:

$$WC(t, f) = \frac{|SW_{xy}(t, f)|}{(SW_{xx}(t, f) \cdot SW_{yy}(t, f))^{\frac{1}{2}}} \quad (9)$$

其中, 小波相干 $WC(t, f)$ 通过对互功率谱 $SW_{xy}(t, f)$ 的绝对值和 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的自功率谱的乘积的平方根的比值, 以及根据 Schwartz 不等式, 使小波相干的值始终介于 0~1, 接近 0 表示两个信号弱相关性, 接近 1 表示存在高的相关性。

2 实验过程与数据预处理

2.1 测谎协议

本实验挑选了 40 名健康右利手受试者作为实验对象, 男女比例 1:1, 平均年龄 21 岁。随机分为讲真和说谎两被试组, 其中讲真组受试者和说谎组受试者各 20 名。采用标准三刺激模式的测谎协议。三刺激模式是基于 P300 的测谎研究中常用的一种刺激模式, 实验前准备 6 个测试样品 (仿真珠宝) 及其相对应的图片。针对说谎组受试者, 在事先准备好的暗盒中放入任意两件物品, 并要求受试者分清楚两件物品的特征后, 令其拿走其中的 1 件样品。受试者拿走的物品作为探针刺激 (probe, P), 箱子中剩下的物品作为靶刺激 (target, T), 其余的物品作为无关刺激 (irrelevant, I)。针对讲真组受试者, 暗盒中放入任意一件样品, 要求受试者记清楚即可, 该物品作为 T 刺激, 任选其它一个物品作为 P 刺激, 剩下的 4 件全部作为 I 刺激。

使用 E-prime 对脑电测谎实验的刺激图片进行编排, 测试机上随机显示 6 张样品图片, 要求受试者对受到的每一次视觉冲击都要做出反应 (按下相应的键盘上的按键), 对充当 T 和 I 刺激的图片做出讲真反应, 对充当 P 刺激的图片, 说谎者做出说谎反应, 讲真被试组全说真话。并且要求受试者集中注意力, 直至整个实验流程结束。

2.2 EEG 采集及预处理

本文对测谎实验中两类人员在不同脑皮层区域的刺激响应进行统计对比分析, 以研究探索与谎言这一心理认知活动最相关的脑皮层区域。实验采用 128 导脑电采

集系统, 对以下 12 个导联的脑电信号进行记录: FP1、FP2、F3、F4、Fz、C3、Cz、C4、P3、P4、Pz、Oz。导联位置如图 1 所示。设计的带通滤波器通频带为 0.1~100 Hz, 采样频率 1 000 Hz, 各导联阻抗均 < 5 k Ω 。

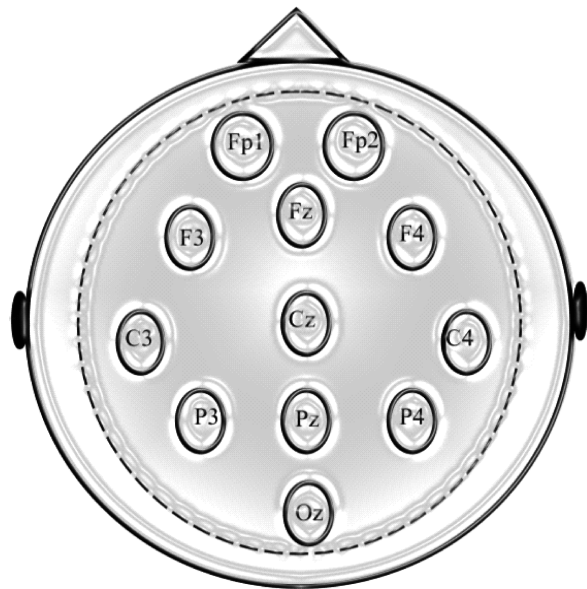


图 1 电极布置

Fig. 1 Electrode layout

实验中, P、T 和 I 刺激的概率分别为 0.17、0.17 和 0.66。每个图片显示在屏幕上的时间为 0.5 s, 刺激间隔时间为 1.55 s, 单次任务时间为 6 min, 可以显示每个刺激图片 38 次, 每人做 3 次任务, 任务间休息 10 min。

对采集得到的 EEG 数据, 使用 NeuroScan 工具的自带程序去除垂直眼电伪差, 然后使用 EEGLAB 工具将去除眼电伪差后的信号分解为 1.3 s/epoch 的数据集 (12 导联)。取出两组受试者的所有 P 刺激响应, 因而, 对每名受试者可以得到 114 (3 次任务 \times 38) 个 P 刺激响应数据集, 随之, 对每个数据集进行基线校正, 留待后期处理。

3 数据分析及分类

3.1 数据分析方法与步骤

对每名受试者的每个 P 刺激响应, 分别进行小波相干分析, 具体步骤如下: 1) 将上述 12 个导联相互之间形成 66 个导联对, 计算在每个导联对上的小波相干谱 (刺激后 250~1 300 ms、0.5~100 Hz 频率范围); 2) 对上述时-频域进行区域划分, 以简化统计分析计算的复杂度, 即将时域分为刺激后 250~500、501~800 及 801~1 300 ms 3 个时间段, 继而将频域按照前述的 5 个 (θ 、 δ 、 α 、 β 、 γ) 频带进行划分, 最后将



每个小波相干谱的 15 个时-频面内的小波相干值分别进行平均,得到的 15 个平均值代表特定图谱上不同时-频面上的相干值。

3.2 统计学分析

取出两组受试者的共计 5 560 个 P 刺激响应,经过上述计算,对于每个时-频面,每类受试者在每个导联对上可以得到 2 280 个小波相干值,由于样本来自的总体分布无法确定,需要采用一种不依赖于总体分布的具体形式的检验。因而,非参数检验方法被用于本文的统计分析,本文选用 Wilcoxon 符号秩和检验,非参数秩和检验能针对样本的差异进行区分。

对每个时-频面,将两类受试者的小波相干值进行上述统计分析,得到 P 检验值(检验水平 $\alpha=0.05$),从而确定说谎与非说谎者在不同时频域的各导联对上的差异显著性。

3.3 特征提取及分类

通过统计学分析,寻找到两类受试者在哪些导联对的哪些时-频面上存在显著差异。针对这些具有显著差异的导联对,将计算得到的显著差异的时频面的小波相干值取出,构成特征向量。每类受试者的原始数据集样本变换为以若干个导联对上的小波相干值构成的特征向量,将它们按照两类受试者,标识类别分别为 1 和 -1。线性分类器(fisher discrimination analysis, FDA)、反向传播

神经网络(back-propagation network, BPNN)及支持向量机(support vector machine, SVM)用 3 类典型的分类器进行分类。

对每个分类器的训练过程使用 10 折交叉验证方法。首先得到各个分类器的训练及测试敏感度(说谎者的 P300 被正确划分的准确率)和特异度(无辜者的非 P300 被正确划分的准确率),然后分别计算 10 个准确率的均值及对应的标准差(standard variance, SD),训练的敏感度及特异度准确率分别记为 $TR_{sen} \pm SD$ 和 $TR_{spe} \pm SD$ 。同理得到测试的敏感度和特异度 $TE_{sen} \pm SD$ 和 $TE_{spe} \pm SD$ 。

训练过程中, BPNN 使用 sigmoid 激活函数 ($g(x) = 1/(1 + e^{-x})$),隐层节点数变化范围设置为 6~12,学习率变化范围为 0.01 到 0.05,控制精度变化范围为 0.001~0.005。在 SVM 分类器中,使用线性核函数。

4 实验结果

上述统计分析结果如表 1 所示,由于篇幅所限,仅给出部分具有代表性的导联上的统计结果。表中标题中的 1、2、3 表示刺激后的 3 个时间段。从表中可以看出在 0.5~8 Hz (θ 及 δ) 频段的第 2 个时间段所对应的时-频域上,两类受试者在 OZ-P4、OZ-P3 及 P3-P4 这 3 个导联对均存在统计学差异。

表 1 各个时-频面上的两类受试者的小波相干值的秩和检验统计分析结果

Table 1 The results of Wilcoxon test statistical analysis of wavelet coherence value in Each time-frequency plane of two categories of subjects

导联对	秩和检验统计差异性														
	θ			δ			α			β			γ		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
OZ-P4	0	*	0	0	*	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
OZ-P3	0	*	0	0	*	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P4-P3	0	*	0	0	*	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
F4-F3	0	0	0	0	*	0	0	0	0	*	0	0	0	0	0

注:“*”表示 $p < 0.05$,“o”表示 $p > 0.05$;1、2、3 代表刺激后 250~500、501~800、801~1 300 ms 时间段

研究表明 10-10 电极放置系统中电极与博德曼分区具有可靠的相关性,参考当前广泛认可的研究结果^[15],上述 3 个电极 P3、P4 和 OZ 分别与博德曼分区(Brodman area, BA) BA19、BA7 和 BA18 具有较大相关性,因此后续讨论将在上述脑区中进行。其中 BA18、BA19 位于枕叶二者共同构成视觉联合皮层,BA7 位于顶小叶。该实验结果表明,人在面对物证说谎时枕叶视觉联合皮层和顶下小叶相应区域被激活。

另外,从该表中还发现 F4-F3 导联即前额部分的代表性区域,两类受试者的小波相干值之间也存在着统计学差异性。该实验结果也暗示该两个导联所代表的脑功

能区在说谎时,被同步激活。

将上述的 3 个导联对上的 0.5~4 Hz 频段的第 2 个刺激后时间段的小波相干值取出,两类受试者构成两类特征向量,送入到 3 个分类器中训练及测试,结果如表 2 所示。从表中可以看出,无论是训练还是测试准确率, SVM 分类器的分类效果最好,平均的训练准确率为 95.95%,平均测试准确率为 94.99%。BPNN 分类器的准确率低于 SVM 分类器的准确率,而且方差较大。FDA 分类器的分类效果最差,也说明了线性分类器对于此类特征的分类效果的局限性。



表 2 两类受试者的小波相干特征向量在 3 个分类器上的训练及测试结果

Table 2 Training and testing results on wavelet coherence-based feature vectors from two categories of subjects

分类器	分类准确率/%			
	训练		测试	
	$TR_{sen} \pm SD$	$TR_{spe} \pm SD$	$TE_{sen} \pm SD$	$TE_{spe} \pm SD$
SVM	96.55±2.30	95.36±2.26	95.73±2.84	94.25±2.57
BPNN	94.81±3.02	95.05±2.38	93.44±3.10	93.10±2.79
LDA	86.99±2.49	87.87±3.11	82.83±3.25	83.64±2.93

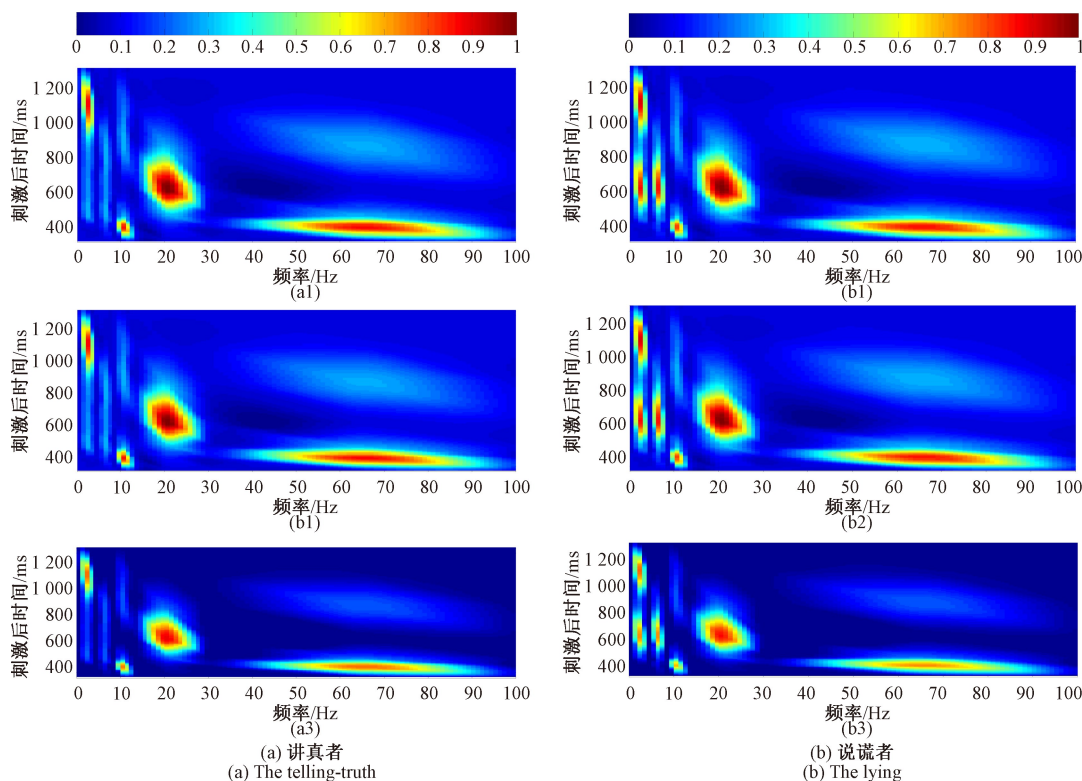


图 2 两类受试者在 3 个导联对(依次为 OZ-P4、OZ-P3、P3-P4)上的小波相干图的对比

Fig. 2 Comparison of the wavelet coherence map of two types of subjects on the three electrode pairs (OZ-P4、OZ-P3、P3-P4, from top to bottom)

显著差异的 P300 时频面上的小波相干值,由此构成特征向量,送入到 3 个分类器中进行分类。结果表明,利用小波相干构成的特征向量通过 SVM 分类器分类的测谎准确率优于当前大多数国内外相关研究的测谎结果^[16-17]。说明了利用小波相干构成的特征向量,能显著区分两类受试者,因此利用提出的方法,可以构成有效的分类模型,用于实际测谎中对谎言进行识别。值得指出的是,从刺激量方面来看,提出的方法是基于 single-trial 的单次刺激的方法,因此从大幅降低刺激量这一优势来看,它优于当前国际上普遍采用的 BAD (bootstrapped amplitude difference) 和 BCD (bootstrapped correlation difference) 的测谎方法(即使提出方法的准确

OZ-P4、OZ-P3、P3-P4 三个导联对上的小波相干图如图 2 所示。图 2(a3)和(b3)的彩色条通过颜色表达了小波相干值的高低。从图 2 可以清晰地看出,3 个导联对在 P300 典型时频域(250~500 ms、0.5~8 Hz)上的小波相干性存在非常明显的差异。

5 讨论

利用图 1 给出的 3 个典型导联对,我们提取了具有

率略低于这些方法)。

顶下小叶在认知功能中起着重要作用,它的功能多样,包括注意、语言和动作处理。有研究证明顶下小叶参与说谎时的神经活动:顶下小叶处于社交和心智网络中,社交和心智网络参与对说谎或讲真的回报或价值进行编码^[18],且有研究发现在进行功利和非功利的道德判断时顶下小叶相应区域亦会被激活^[19]。人们在面对物证说谎时首先视觉联络皮层会参与对相应视觉刺激的处理,同时顶下小叶会参与说谎时进行功利和非功利的道德判断的认知心理活动。本文研究结果表明,相比讲真者,说谎者在 P300 的典型时频域内, P4、OZ 和 P3 三个导联对上存在明显的小波相干性。



说明了人在说谎时,顶叶(BA7)和枕叶(BA18及BA19)的相关区域进行了低频的协同工作,即存在低频特征的脑功能连接,更重要的是,考虑到顶下小叶的上述认知功能,我们推测顶下小叶接受到视觉区域的相关信号后,说谎者面对刺激,在准备做出谎言决策时,产生了道德判断的认知心理活动。

另外,前额主要是信息的处理中心,主要负责决策及阻断的执行功能。人们的听觉与视觉信息都是通过枕叶的脑活动的前期处理,然后送到前额进行进一步处理,再发送信息到顶叶进行运动支配或者其他功能区。说谎时必定对信息需要进行加工。该实验结果表明了前额叶积极地参与了说谎决策过程,这与当前大量说谎研究一致。实验结果也表明说谎者在F4-F3导联对上存在着与 β 频段的相干性(对比讲真者具有显著差异)。说明利用该脑区所对应时频域上的相干分析,也可以进行说谎者的识别。

6 结 论

本文将小波相干分析应用在脑电测谎研究中,克服了傅里叶相干性分析中的信号非平稳性和时域上信息丢失的不足,进而,在时频域分析了讲真与说谎两类受试者的小波相干值并进行上述统计分析,从而确定说谎与非说谎者在不同频域的各导联对上的差异显著性。

相干性一直是研究大脑内部信息交互的重要方法,而小波相干将会是一种有力的工具。本文仅对12个导联间的功能连接及协同工作进行了研究,使用小波相干对更多的诸如64导联的脑电信号进行脑功能连接分析,应该可以得到更深入的发现。另外,对时域及频域更细致的划分也值得进一步分析,这些都是后续的研究内容。

参考文献

- [1] HORVATH A, SZUCS A, CSUKLY G, et al. EEG and ERP biomarkers of Alzheimer's disease: A critical review[J]. *Frontiers in Bioscience*, 2018, 23(2): 183-220.
- [2] ROBERT J B, FRANCES M. De BLASIO, et al. EEG-ERP phase dynamics of children in the auditory Go/No Go task [J]. *International Journal of Psychophysiology*, 2012, 86(3): 251-261.
- [3] GAO J F, YAN X G, SUN J C, et al. Denoised P300 and machine learning-based concealed information test method [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2011, 104(3): 410-417.
- [4] GANDOLLA M, FENANTE S, CASELLATO C, et al. FMRI brain mapping during motion capture and FES induced motor tasks: Signal to noise ratio assessment[J]. *Medical Engineering & Physics*, 2011, 33(8): 1027-1032.
- [5] HOFFMANN S, LABRENZ F, THEMANN M, et al. Crosslinking EEG time-frequency decomposition and fMRI in error monitoring [J]. *Brain Structure & Function*, 2014, 219(2): 595-605.
- [6] RAMA P V, ANOGJNA A N, RAO V M. Relevance of wavelet transform for taxonomy of EEG signals [C]. *International Conference on Electronics Computer Technology*, IEEE, 2011: 466-470.
- [7] KRISHNAN B, VLACHOS I, FAITH A, et al. A novel spatiotemporal analysis of Peri-Ictal spiking to probe the relation of spikes and seizures in epilepsy[J]. *Annals of Biomedical Engineering*, 2014, 42(8): 1606-1617.
- [8] UPADHYAY P K, SINHA R K, KARAN B M. Detection and analysis of the effects of heat stress on EEG using wavelet transform[J]. *Engineering*, 2010, 2(4): 405-409.
- [9] HAIDER S K, DAUD M I, JIANG A, et al. Evaluation of p300 based lie detection algorithm[J]. *Electrical and Electronic Engineering*, 2017(7): 69-76.
- [10] BABLANI A, EDLA D R, KUPPILI V, et al. Deceit identification test on EEG data using deep belief network[C]. *International Conference on Computing Communication and Networking Technologies*, 2018.
- [11] MALLAT S. 戴道清, 杨力华, 译. 信号处理的小波导引: 稀疏方法[M]. 第3版. 北京: 机械工业出版社, 2012: 59-100.
MALLAT S. *A Wavelet Tour of Signal Processing: The Sparse Way* [M]. 3rd edition. Beijing: China Machine Press, 2012: 59-100.
- [12] VACHA L, BARUNIK J. Co-movement of energy commodities revisited: Evidence from wavelet coherence analysis [J]. *Energy Economics*, 2012, 34(1): 241-247.
- [13] KOPAL J, VYŠATA O, BURIAN J, et al. Complex continuous wavelet coherence for EEG microstates detection in insight and calm meditation[J]. *Conscious Cogn*, 2014(30): 13-23.
- [14] ABOOTALEBI V, MORADI M H, KHALILZADEH M A. A new approach for EEG feature extraction in P300-based lie detection [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2009, 94(1): 48-57.
- [15] KOESSLER L, MAILLARD L, BENHADID A, et al. Automated cortical projection of EEG sensors: Anatomical correlation via the international 10-10 system [J].



NeuroImage, 2009, 46(1): 64-72.

- [16] SHUBHAM D, DAMODAR R E, ANNUSHREE B, et al. Lie detection using extreme learning machine: A concealed information test based on short-time Fourier transform and binary bat optimization using a novel fitness function [J]. Computational Intelligence, 2020, 36(2): 637-658.
- [17] SANTOSH T, RAMESH D, DAMODDAR R. Spark and Rule-KNN based scalable machine learning framework for EEG deceit identification [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 58, doi: 10.1016/j.bspc.2020.101886.
- [18] TANG H, LU X, CUI Z, et al. Resting-state functional connectivity and deception: Exploring individualized deceptive propensity by machine learning [J]. Neuroscience, 2018, 395: 101-112.
- [19] CASPERS S, SCHLEICHER A, BACHATRAMS M, et al. Organization of the human inferior parietal lobule based on receptor architectonics [J]. Cerebral Cortex, 2013, 23(3): 615-628.

作者简介



何章锦, 2014 年于湖北工程学院获得学士学位, 现为中南民族大学硕士研究生, 主要研究方向为脑电信号处理。

E-mail: hzjin. cc@ qq. com

He Zhangjin received B. Sc. form Hubei Engineering University in 2018. He is a M. Sc. candidate at South-Central University for Nationalities now. His main research interest includes EEG signal research.



高军峰, 2005 年于武汉理工大学获得硕士学位, 2011 年于西安交通大学获得博士学位, 现为中南民族大学教授, 硕士生导师, 主要研究方向为脑电信号处理与模式识别。

E-mail: junfengmst@163. com

Gao Junfeng received M. Sc. from Wuhan University of Technology in 2005, and Ph. D. from Xi'an Jiaotong University in 2011, respectively, He is a professor and M. Sc. supervisor at South-Central University for Nationalities now. His main research interests include EEG signal research and pattern recognition.