

基于相位延迟指数的 脑功能网络及测谎研究

司慧芳¹, 谢 天¹, 高军峰^{1,2}, 官金安¹, 向州州¹, 兰长有¹, 卿训华¹

(1. 中南民族大学生物医学工程学院认知科学国家民委重点实验室, 湖北武汉 430074;

2. 电子科技大学生命科学与技术学院, 四川成都 610054)

摘 要: 在脑认知科学领域,越来越多的研究开始专注于利用不同导联脑电信号之间的相互依赖关系来研究大脑整体认知功能. 相位延迟指数可有效减少由容积导体引起的误差,该方法已被广泛应用. 而基于图论的脑网络研究方法在测谎方面还少见报道. 本文通过对 30 名(诚实和说谎)受试者的脑电信号进行网络拓扑分析,将网络参数作为判别指标,使用支持向量机对实验数据进行分类. 研究发现,两组受试者的小世界指标表现出显著的统计学差异,且得到较高的测谎准确率,结果证明了利用相位延迟指数方法进行图论分析的测谎有效性.

关键词: 相位延迟指数; 测谎; 脑电信号; 功能网络

中图分类号: R338

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2018)07-1742-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.029

Research on Brain Functional Network and Lie Detection Based on Phase Lag Index

SI Hui-fang¹, XIE Tian¹, GAO Jun-feng^{1,2}, GUAN Jin-an¹,
XIANG Zhou-zhou¹, LAN Chang-you¹, Qing Xun-hua¹

(1. School of Biomedical Engineering, South-Central University for Nationalities & Key Laboratory of Cognitive Science, State Ethnic Affairs Commission, Wuhan, Hubei 430074, China; 2. School of Life Science and Technology, UESTC, Chengdu, Sichuan 610054, China)

Abstract: In the field of brain cognitive science, more researches begin to focus on the interdependence between different leads of EEG signals to study the overall cognitive function of the brain. The Phase Lag Index (PLI) can reduce the errors effectively caused by the volume conduction and has been widely adopted, however brain network research method based on graph theory was scarcely reported in lie detection field. In this study, the network topology of the EEG signals from 30 (innocent and guilty) subjects are analyzed. The network parameters are used as the discriminant indicators, and the experimental data are classified by using support vector machine. The study finds that the small world indexes have pretty significant statistical differences between two groups. Also, the classification system gets a higher lie-detection accuracy, which proves the validity of polygraph using PLI method and graph theory analysis.

Key words: PLI; lie detection; EEG signals; functional network

1 引言

传统的多道仪通过测量人的多种生理指标以达到测谎的目的,但是由于该技术存在反测谎的危险性,已经受到了各方面的挑战^[1]. 随着神经科学的不断发展,现代测谎技术主要是利用脑电(Electroen-

cephalogram, EEG)信号的事件相关电位(Event-related Potentials, ERP)来反映大脑的认知加工过程. 1987年,美国学者 Rosenfeld 首次在实验室内进行了基于ERP中 P300 成分的测谎研究并获得实验上的成功^[2]. 之后,少数导联的ERP成分用于测谎的可行性被诸多文献报道,得到了较为满意的准确率^[3]. 近年

收稿日期:2017-03-29;修回日期:2017-09-18;责任编辑:李勇锋

基金项目:国家自然科学基金(No. 81271659, No. 61773408, No. 91120017);2017 中央高校基本科研业务费专项(No. CZP17033);中国博士后科学基金(No. 2014M552346)

来,通过对多个导联的 ERP 信号进行测谎分析,证实利用多通道 ERP 进行测谎研究逐渐增多^[4].随着大脑整体认知功能分析在脑认知科学领域的逐渐重视,越来越多的研究开始专注于不同导联之间 ERP 的相互依赖关系.其中,基于图论的脑网络分析方法在复杂脑功能网络研究中取得了可喜的研究成果^[5].由于目前利用功能网络分析方法研究测谎罕有报道,因此本文拟对多通道 ERP 中 P300 成分,从功能性网络分析的角度对测谎系统展开研究.

目前有多种构建功能网络连接方法,如:传统方法中的相关和相干,以及基于信息论的互信息和传递熵等,但是由于大脑容积导体的存在会引起相邻导联的电信号之间存在伪连接. Cornelis 提出的相位延迟指数^[6]算法对容积导体效应极不敏感,它是衡量两个信号之间相位分布差异的一种方法,反映了一个信号的相位是否超前或者滞后于另外一个信号的相位,可以很好的构建不同通道的 ERP 之间的相位同步性,该算法已经在诸多研究领域得到应用^[7,8].因此本文利用 PLI 来建立功能连接.

本研究采集了 30 个说谎和诚实受试者的 30 个导联的 EEG 信号,将两类受试者在电极上的探测刺激^[9]响应信号作为待分析的数据集,通过小波包分解提取 P300 成分,使用 PLI 构建功能连接并计算网络参数,最后对这些参数构建的指标进行统计分析,研究两类受试者之间的功能网络之间的分布差异.

2 PLI 算法与图论分析

2.1 PLI 理论基础

对任意两个 EEG 信号 $x_j(t)$ 和 $x_k(t)$,它们之间在 t 时刻的相位差表示为:

$$|\Delta\phi_{n,m}(t)| = |n\phi_j(t) - m\phi_k(t)| < \text{const} \quad (1)$$

其中, n, m 均为整数,在神经科学应用中,通常选择 $n = 1, m = 1$, ϕ_j, ϕ_k 是时间序列 j, k 的相位.如果两时间序列是同步变化的,那么式(1)中的相位差将趋近于一个常数.时间序列 $x_j(t)$ 的瞬时相位为:

$$\phi_j(t) = \arctan \frac{\tilde{x}_j(t)}{x_j(t)} \quad (2)$$

其中

$$\tilde{x}_j(t) = \frac{1}{\pi} PV \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x_j(\xi)}{t - \xi} d\xi \quad (3)$$

$\tilde{x}_j(t)$ 是 $x_j(t)$ 的 Hilbert 变换, PV 表示柯西主值.长度为 M 的两个时间序列之间的 PLI 定义为对相位差分布非对称性测量值,其中 sign 为符号函数:

$$PLI = \left| \frac{1}{M} \sum_{l=0}^{M-1} \text{sign}(\Delta\phi(t_l)) \right|, 0 \leq PLI \leq 1 \quad (4)$$

所谓的不对称性意味着相位差 $\Delta\phi$ 在 $(-\pi, 0)$ 和 $(0,$

$\pi)$ 范围内的概率不同,这种不对称性表明两个时间序列之间始终存在非零相位差.两组信号之间完全不同步或者相位差分布在 0 和 $\pm\pi, \pm 2\pi, \pm 3\pi, \dots$ 附近时,将 PLI 置 0,因为这种现象极有可能是容积导体效应引起的.1 表示完全同步,非零相同步越强, PLI 就越大.

2.2 图论分析

大脑功能连接的网络图由节点和边组成.本文将电极定义为节点,两两通道之间的 PLI 值代表连接边的权值^[10].在图论分析时常用到以下几个特征参数来量化网络的分布情况^[11]:

2.2.1 平均特征路径长度

平均特征路径长度是网络中任意两节点之间距离的平均值,用于刻画网络的全局连接特性.最短路径 L_{ij} 为任意两个节点 i 和 j 之间边数最少的一条通路,在加权网络中将连接边的长度定义为此边权值的倒数,即 $L_{ij} = 1/w_{ij}$,其中 w_{ij} 为连接矩阵中第 i 行第 j 列的元素.加权网络中 N 个节点的平均特征路径长度定义为:

$$L_w = \frac{1}{(1/N(N-1)) \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^N (1/L_{ij})} \quad (5)$$

2.2.2 平均聚类系数

聚类系数表征了网络的集团化程度.在二值网络中,节点度为与该节点直接相连的边数.若节点 i 的度为 k ,则它的聚类系数定义为这 k 个节点之间实际存在的边数与 k 个节点之间可能存在的总边数之比.类似地,加权网络中节点 i 的聚类系数定义为:

$$C_i = \frac{\sum_{k \neq i} \sum_{l \neq i} w_{ik} w_{il} w_{kl}}{\sum_{k \neq i} \sum_{l \neq k} w_{ik} w_{il}} \quad (6)$$

其中, w_{ij} 为节点 i 和 j 之间的连接权重,加权网络的平均聚类系数定义为:

$$C_w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (7)$$

该指标用于描述网络中节点之间的连接紧密程度.由公式可知 $0 \leq C \leq 1$,当 $C = 0$ 时表示网络中所有节点均孤立;当 $C = 1$ 时表示网络中任意两个节点都直接相连.

2.2.3 小世界指标

一般地,为了剔除网络尺度的影响,首先生成 50 个与原始网络规模相同的随机网络,并计算每个网络的 C_w 和 L_w ,根据小世界指数 $\gamma = \hat{C}_w / \hat{L}_w$, $\gamma \gg 1$ 估计小世界特性,其中 $\hat{C}_w = C_w / \langle C_w^{(\text{surrogate})} \rangle$, $\hat{L}_w = L_w / \langle L_w^{(\text{surrogate})} \rangle$, $\langle C_w^{(\text{surrogate})} \rangle$ 和 $\langle L_w^{(\text{surrogate})} \rangle$ 分别为 50 个随机网络的平均特征路径长度和平均聚类系数的均值.

3 测谎协议和 EEG 数据采集

3.1 测谎协议

挑选 30 名身体健康在校大学生(平均年龄 22.3 岁)作为受试者,随机分为说谎组和诚实组,两组成员在年龄、性别和左右手习惯方面无显著差异. 本实验采用标准的三刺激测谎协议,实验前准备 6 个不同的手环. 对说谎组,在事先准备好的保险箱中任意放入两个手环,让受试者认真观察两个手环并拿走其中一个作为探测刺激(Probe, P),另一个手环作为靶刺激(Target, T),其它手环作为无关刺激(Irrelevant, I). 对诚实组,在保险箱中放入任意一个手环,要求受试者认真观察该手环即可,并将其作为 T 刺激,然后再随机选一个手环作为 P 刺激,其余为 I 刺激. 实验过程中会在电脑屏幕上随机出现每个手环的图片,受试者需要对图片做出回应:是否见过该手环(见过按鼠标左键,没见过按鼠标右键). 要求诚实组成员均说真话,说谎组成员看见 P 刺激时说谎话,即回答没见过,当看见 T 刺激和 I 刺激时说实话. 每次实验中每张图片均随机出现 30 次,每次持续 1.4 ~ 1.6s,其中 I、P、T 三种刺激出现的频率为 66.7%、16.7%、16.7%,每个受试者共做 5 次相同实验^[9,12].

3.2 EEG 数据采集及预处理

本实验采用 Neuroscan 公司的 Synamps 放大器, E-prime 2.0 作为刺激软件,32 导电极帽采集脑电信号. 双侧乳突设为参考,前额接地,水平眼电极放在外眼角处,垂直眼电极放在左眼下约 2cm 处,通带频率为

0.3 ~ 30Hz,采样率 500Hz,各导联阻抗小于 5K Ω ^[13]. 使用 Scan4.0 去除脑电波形的眼电伪差. 由于已经有大量研究证实在 P 刺激时说谎者与诚实者的脑电波形有显著差异,因此本文主要研究 P 刺激对应的脑电信号^[14]. 然后将连续的 EEG 波形分割,以刺激前 300ms 至刺激后 1300ms 作为一个 P 刺激响应. 原始的脑电信号信噪比极低,为了去除噪声,本文使用少次平均技术,将每名受试者所有电极上的每 5 个 P 刺激响应进行平均,得到两类受试者的 ERP 波形. 最后通过小波包七层分解与重构提取出 P300 成分.

3.3 数据分析

对上述得到的 P300 信号分别计算 30 导联之间的 PLI. 为了减少伪连接带来的误差,需要设置一个适当的阈值,将小于该阈值的 PLI 值置为零,即认为这些节点对之间不存在连接,大于该阈值的 PLI 值保留,即认为这些节点对存在连接. 目前并没有统一定义阈值的方法,本文将计算在不同阈值下(阈值的变化范围为 0.02 ~ 0.8,步长为 0.005) 900 个(诚实组和说谎组各 450 个)连接矩阵对应的 C_w/L_w 值,通过对比分析发现,在阈值取 0.23 时,两组连接矩阵的 C_w/L_w 比值存在显著差异(t -test, $P = 0.001$). 本文的研究目标之一是探索说谎脑网络的拓扑分布,因此,利用 PLI 连接矩阵分别计算两组受试者的网络参数,然后对这些指标进行 t -test 统计检验,并将其作为分类特征输入 SVM 分类器中进行分类. 本文研究的脑电信号处理基本流程如图 1 所示.

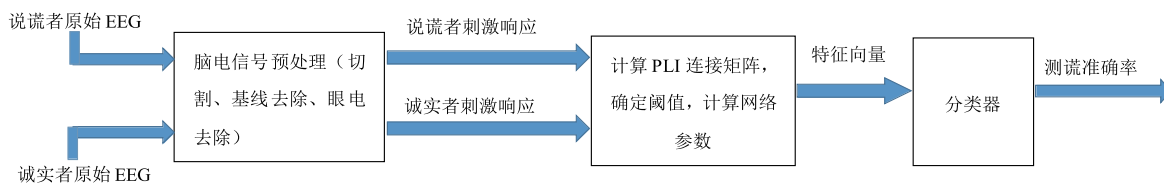


图1 提出方法的脑电信号处理基本流程

4 实验结果

阈值处理后的两类受试者的平均 PLI 连接矩阵如图 2 所示. 图 2(a) 和 (b) 两个方阵(30 × 30) 分别为说谎和诚实两类受试者的平均连接矩阵, 其中 PLI 值介于 0 和 1 之间, PLI 值越接近 1, 表明不同导联对之间的相同步性就越强. 图中可以看出, 说谎组的连接强度相对诚实组较高. 为进一步分析, 本文对两组连接矩阵中不同导联对之间的 PLI 值进行统计分析, 见图 2(c), 结果表明在额叶、中央、顶叶以及枕叶的部分电极对, 如: FZ-FC4、P3-C4、P3-C3、P7-P8、P3-P8、P8-OZ、C4-OZ 电极对之间诚实组的平均 PLI 值明显低于说谎组. 说明受试者说谎时, 这些电极对之间的

认知同步关系更为紧密, 大脑神经活动要比诚实状态下表现得更为复杂.

为了更直观地观察在诚实和说谎两种任务态下受试者的大脑网络分布情况, 我们将连接矩阵转换为拓扑图, 结果如图 3 所示. 图中, 红色节点的位置即为各导联的几何位置, 其大小代表节点度. 在中央区域说谎组的平均节点度相对诚实组较小, 说明该脑区的节点在诚实任务态时占据重要地位. 而在额叶说谎组的平均节点度相对诚实组较大, 说明额叶在说谎时扮演着重要角色. 图中线条代表节点对之间存在连接, 线条的粗细代表连接强度的大小, 其与 PLI 邻接矩阵中元素值的大小相对应. 明显地, 两组受试者的功能网络拓扑图的连线均遍布整个大脑, 但是二者又具有明显差异: 诚

实组的网络结构较为对称,说谎组基本不具备该特性. 部分电极对之间存在较强连接. 此外,说谎任务态下在额叶、中央区、顶叶以及枕叶的

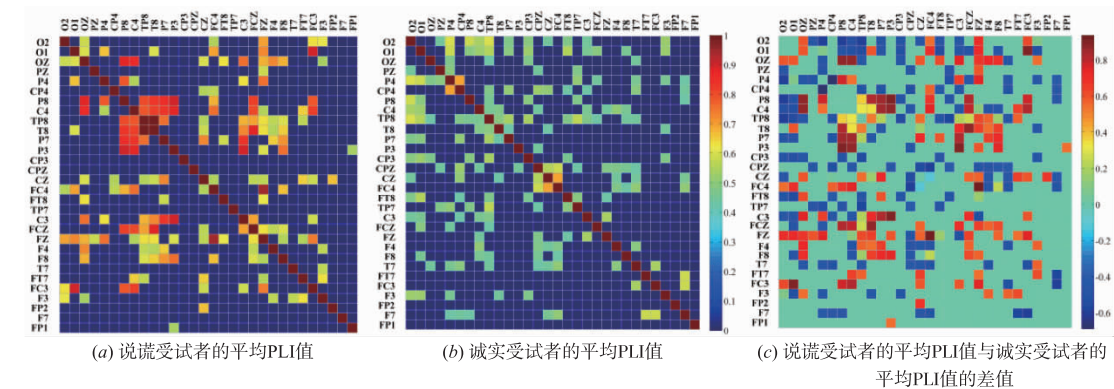


图2 P刺激对应的总平均PLI连接矩阵

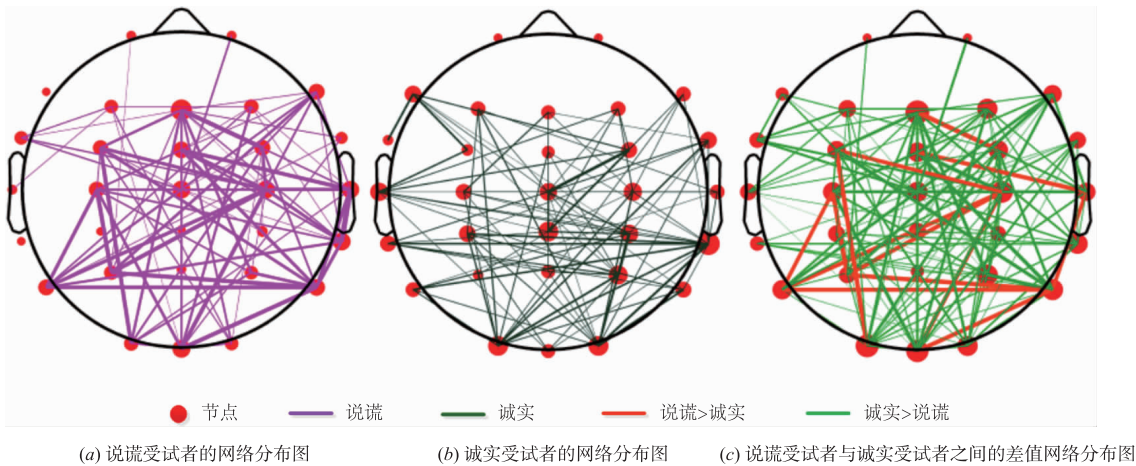


图3 P刺激对应的总平均PLI连接网络分布图

以上结论均是根据每组受试者的平均分布特征得到,下面我们将通过对单个受试者的网络参数进行统计分析. 结果如表 1.

表 1 诚实与说谎两组 P 刺激对应的功能性网络拓扑参数

指标	γ	C_w	\hat{C}_w	L_w	\hat{L}_w
诚实	1.19 ± 0.16	0.60 ± 0.07	1.18 ± 0.15	2.40 ± 0.10	1.84 ± 0.07
说谎	1.63 ± 0.34	0.69 ± 0.06	1.39 ± 0.15	2.05 ± 0.09	1.81 ± 0.15

本文将这些网络参数作为分类的特征集,利用 SVM 分类器建立分类模型,得到了约 88.1% 的平均测谎准确率. 截止目前,虽然国内外已经有测谎准确率的报道,由于测谎方式及测谎数据处理方式的不同,直接进行测谎准确率的对比并不合适. 本文使用 BAD 和 BCD^[15] 两种测谎方法对实验数据进行了分析,得出的测谎准确率和本文采取的测谎方法得出的结果进行比较,结果见表 2.

表 2 不同测谎方法下的分类准确率结果

测谎方法	准确率		平均准确率
	敏感度	特异度	
BAD	0.792	0.831	0.740
BCD	0.811	0.864	0.802
小波特征提取方法 ^[16]	0.730	0.820	0.790
多域联合特征提取方法 ^[17]	0.670	0.880	0.861
本文提出方法	0.867	0.924	0.881

注释:多域联合特征提取方法指时域、频域及小波域特征联合.

5 讨论

当前流行的测谎方法,如 BCD 和 BAD,仅局限于研究单个电极或少数电极的 EEG 时频特性,未能探索大脑的整体活动规律. 因此本文提出利用能够缓解容积导体效应的 PLI 构建功能连接,从脑网络角度进行分析不同任务态下大脑网络的拓扑分布差异. 本次实验对

30 名说谎者和无辜者在三刺激范式下各通道的脑电信号进行判别分析. 首先利用小波包分解重构算法提取 P 刺激诱发的 P300 成分, 然后用 PLI 算法来计算各通道 ERPs 之间的连接强度, 将连接矩阵转换为网络拓扑图. 最后计算网络参数, 进行统计分析并分类.

图 3 表明说谎与诚实两种状态下的网络结构呈现一定差异, 相对于诚实组, 说谎受试者的网络结构分布表现出不对称性, 且受试者在说谎时, 额叶、顶叶、枕叶的连接强度有明显增强, 说明受试者面对犯罪信息时进行了复杂的信息加工处理, 以试图掩盖自己的犯罪行为. 文中图论被用于刻画网络的拓扑分布结构, 统计结果表明诚实和说谎两种任务态下的 γ 之间差异显著, $t = 4.758$, $df = 28$, $P < 0.005$, 说明同诚实组相比, 说谎组的小世界属性更为明显. 此外, 说谎组的聚类系数相对诚实组普遍较高, 而特征路径长度却相对偏低, 说明受试者在撒谎时, 各个导联的信号之间相互作用更紧密, 各导联之间的信息传递更加迅速.

为验证该方法的有效性, 本文将具有显著差异的小世界指标作为判别指标, 总共选取 600 个样本 (诚实和说谎各占一半) 作为 SVM 的输入量, 然后通过十则交叉检验, 最后得到高达 88.1% 的分类准确率. 最后将本文提出的方法所得到的分类准确率与其他方法相比较, 表 2 中对比发现, 本文采用的测谎方法具有较高的判别准确率, 说明利用 PLI 来构建功能性网络来分析说谎者和诚实者的脑电信号特征具有一定的有效性. 由此可见, PLI 完全可以用于非线性脑电信号的研究, 并为测谎研究提供一种新的途径.

本文基于单个受试者的 ERPs 信号进行拓扑分析, 由于多次刺激会引起受试者精神疲倦, 因此后期将采用少次刺激或者单次刺激得到的 EEG 信号展开研究. 另外, 本研究使用电极上的信号进行分析, 未能更深一层地探索说谎时大脑皮层的网络结构的分布情况, 因此, 后期将对 EEG 信号进行溯源分析, 研究各个脑区之间的相关关系. 如何更好地提取网络特征, 提高测谎准确率, 也是未来的研究方向之一.

参考文献

- [1] FERDINAND N K, MECKLINGER A, KRAY J, et al. The processing of unexpected positive response outcomes in the mediofrontal cortex[J]. *Journal of Neuroscience*, 2012, 32(35): 12087 – 12092.
- [2] ROSENFELD J P, NASMAN V T, WHALEN R, et al. Late vertex positivity in event-related potentials as a guilty knowledge indicator: a new method of lie detection[J]. *International Journal of Neuroscience*, 1987, 34(1 – 2): 125.
- [3] ABOOTALEBI V, MORADI M H, KHALILZADEH M A. A comparison of methods for ERP assessment in a P300-based GKT[J]. *International Journal of Psychophysiology*, 2006, 62(2): 309 – 320.
- [4] 顾凌云, 吕文志, 杨勇, 等. 基于 PCANet 和 SVM 的谎言测试研究[J]. *电子学报*, 2016, 44(8): 1969 – 1973.
GU L, LV W, YANG Y, et al. Deception detection study based on PCANet and support vector machine[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(8): 1969 – 1973. (in Chinese)
- [5] RUBINOV M, KNOCK S A, STAM C J, et al. Small-world properties of nonlinear brain activity in schizophrenia[J]. *Human Brain Mapping*, 2009, 30(2): 403 – 416.
- [6] STAM C J, NOLTE G, DAFFERTSHOFER A. Phase lag index: assessment of functional connectivity from multi-channel EEG and MEG with diminished bias from common sources[J]. *Human Brain Mapping*, 2007, 28(11): 1178.
- [7] FRASCHINI M, DEMURU M, CROBE A, et al. The effect of epoch length on estimated EEG functional connectivity and brain network organization[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2016, 13(3): 036015.
- [8] HARDMEIER M, HATZ F, BOUSLEIMAN H, et al. Reproducibility of functional connectivity and graph measures based on the phase lag index (PLI) and weighted phase lag index (wPLI) derived from high resolution EEG[J]. *Plos One*, 2014, 9(10): e108648.
- [9] GAO J F, YANG Y, HUANG W T, et al. Exploring time- and frequency-dependent functional connectivity and brain networks during deception with single-trial event-related potentials[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 37065.
- [10] ROSENFELD J P, SOSKINS M, BOSH G, et al. Simple, effective countermeasures to P300-based tests of detection of concealed information[J]. *Psychophysiology*, 2004, 41(2): 205 – 219.
- [11] SHAMAS M, WENDLING F, EL FALOU W, et al. EEG-NET: A novel tool for processing and mapping EEG functional networks[J]. *International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering*, 2015. 1064 – 1067.
- [12] GAO J, WANG Z, YANG Y, et al. A novel approach for lie detection based on F-score and extreme learning machine[J]. *Plos One*, 2014, 8(6): e64704.
- [13] XIONG Y, YANG Y, GAO J. A novel lie detection method based on extreme learning machine using P300[A]. *IET International Conference on Information Science and Control Engineering*[C]. IET, 2012. 74.
- [14] WANG H, CHANG W, ZHANG C. Functional brain network and multichannel analysis for the P300-based brain computer interface system of lying detection[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 53: 117 – 128.
- [15] ROSENFELD J. P, HU X, LABKOVSKY E, et al. Review

of recent studies and issues regarding the P300-based complex trial protocol for detection of concealed information[J]. International Journal of Psychophysiology, 2013, 90(2):118-134.

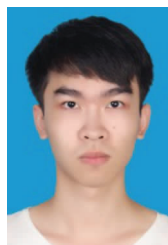
- [16] LEISTEDT S J, COUMANS N, DUMONT M, et al. Altered sleep brain functional connectivity in acutely depressed patients [J]. Human Brain Mapping, 2009, 30(7):2207-2219.
- [17] ABOOTALEBIA V, MORADIB M H, KHALILZADE-HC, et al. A new approach for EEG feature extraction in P300-based lie detection[J]. Computer Methods & Programs in Biomedicine, 2009, 94(1):48-57.

作者简介



司慧芳 女, 1993 年 5 月出生, 安徽阜阳人, 硕士研究生, 研究方向为脑电信号处理与模式识别.

E-mail: lemon7_up@163.com



谢天 男, 1997 年 6 月出生, 湖北洪湖人, 本科生, 研究方向为脑电信号处理与模式识别.



高军峰(通讯作者) 男, 1973 年 10 月出生, 湖北武汉人, 副教授, 硕士生导师, 2005 年和 2011 年分别在武汉理工大学和西安交通大学获得工学硕士和工学博士学位, 现为中南民族大学教师, 主要从事生物医学信号处理、神经网络和机器学习等方面的研究工作.

E-mail: junfengmst@163.com