

# 基于互信息的脑网络及测谎研究

彭丝雨,周 到,张家琦,王 宇,高军峰

(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)

**摘 要:** 互信息分析方法是基于信息论提出的一种描述两信号间信息交互情况的算法,其在脑电信号领域的有效性已得到了充分证实. 针对当前测谎方法中脑电信号特征提取困难以及大脑整体认知功能分析在脑认知科学研究中越来越被重视的情况,本文首次将互信息分析方法应用到脑电测谎领域中,使用互信息量化大脑各节点之间的相关性,对计算结果进行统计分析,选取出在两类人群中具有显著性差异的电极对的互信息作为分类特征,进行模式识别,得到了99.67%的准确率. 这一结果表明,互信息分析方法是一种有效的脑功能连接分析方法,为基于脑电信号连接分析的测谎研究提供了一种新的途径. 另外,对说谎与诚实两类受试者的大脑功能网络的分析结果表明:处于说谎状态时,大脑的额叶、顶叶、颞叶及枕叶之间协同实现谎言功能,并在躯体行为所对应的脑区与其他脑区的连接上也表现出相对诚实组的显著性差异,以上结果均有助于进一步揭示谎言的神经活动机制.

**关键词:** 互信息; 脑电; 脑网络; 测谎; 特征提取; 功能连接

**中图分类号:** R338 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)07-1551-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.07.021

## Research on Mutual Information-Based Brain Network and Lie Detection

PENG Si-yu, ZHOU Dao, ZHANG Jia-qi, WANG Yu, GAO Jun-feng

(Key Laboratory of Cognitive Science, State Ethnic Affairs Commission, School of Biomedical Engineering,  
South-Central University for Nationalities, Wuhan, Hubei 430074, China)

**Abstract:** The mutual information analysis is a method based on information theory to describe the information interaction between two signals. In view of the difficulty in extracting features of EEG signals in the current lie detection method and the circumstance that the analysis of the overall cognitive function of the brain were increasingly important in brain cognitive science research, this paper applied the mutual information analysis method to the field of EEG lie detection for the first time and quantified the correlation between the brain nodes and perform statistical analysis on the calculation results. The mutual information of the electrode pairs with significant differences in the two groups were selected as the classification features, on which the pattern recognition was performed, resulting in the accuracy rate of 99.67%. This result proves that the mutual information analysis is an effective brain functional connection analysis method, which provides a new way for lie detection research based on EEG signal connection analysis. In addition, the brain function network of both lying and honest subjects was also analyzed. The results show that when lying, the frontal, parietal, temporal, and occipital regions of the brain cooperate to achieve the lie function, and in the connection between the brain regions corresponding to the physical behavior and other brain regions, significant differences between the two groups was also shown. These above results will help us further reveal the neural activity mechanism of the lie.

**Key words:** mutual information; EEG; brain networks; lie detection; feature extraction; functional connectivity

## 1 引言

测谎,即利用与事件相关的声音或图片刺激被测

人员,同时借助仪器或其它手段检测其生理反应以辨别谎言<sup>[1]</sup>. 传统的测谎方法通过测量人的多种生理指标以达到测谎的目的,由于该技术存在反测谎的危险,

已受到了来自各方面的挑战<sup>[2]</sup>. 基于此,其他基于脑成像的方法得到发展,如脑电图(EEG)、正电子发射断层扫描(PET)、脑磁图(MEG)、功能磁共振成像(fMRI)和功能性近红外光谱(fNIRS)等方法. 与其他方法相比,EEG 时间分辨率高、采集方便、成本低廉,不少科研人员已将其应用于谎言检测. 1965 年, Sutton 等人首次通过叠加技术发现内源性诱发电位——P300 成分<sup>[3]</sup>,并证明该 ERP 成分与记忆和思维相关,其反映了大脑的认知加工过程. 1987 年, Rosenfeld 首次在实验室进行了基于 P300 成分的模拟犯罪测谎分析<sup>[4]</sup>,之后其它作者的相继研究证明了利用 EEG 测谎的可行性<sup>[5,6]</sup>. 但是, Mertens 等人的研究成果表明目前利用 P300 测谎的假阳性率,仍然较高<sup>[7]</sup>. 2004 年, Rosenfeld 利用三刺激模式<sup>[8]</sup>分析 P300 成分,得到高达 95% 的测谎准确率<sup>[9]</sup>. 2010 年以来,高军峰等人在模拟犯罪实验基础上,对多通道 EEG 信号进行多种特征提取,并将其用于模式识别测谎系统中,进一步提高了测谎准确率<sup>[10-13]</sup>.

随着非线性动力学的发展以及脑认知科学领域对人类大脑整体认知功能分析的逐渐重视,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<sup>[14]</sup>. 非线性分析方法相较于线性分析方法更适用于分析与处理非平稳信号,能更好的描述复杂系统的行为,而大脑信号就是典型的非平稳信号,利用非线性分析方法提取脑电信号的特征已成为近几年的热门研究课题. 常见的非线性分析方法有熵分析法<sup>[15,16]</sup>、李亚普洛夫指数<sup>[17]</sup>、互信息分析方法<sup>[18]</sup>等.

互信息分析方法基于熵理论,对不同信号之间的关系进行了量化,对比于单一的样本熵、近似熵,可以更好地衡量两信号之间的相互作用和信息传输的动态特性. 由此,该分析方法被逐渐应用于分析脑疾病的信息传输差异,如 Jeong 等人<sup>[19]</sup>及 Liu 等人<sup>[20]</sup>均将互信息分析方法应用于研究阿兹海默症. 以上两个研究均发现阿兹海默症患者大脑额叶和顶叶区域的互信息低于正常人. 2013 年, Huang 等人<sup>[21]</sup>利用互信息研究精神分裂症. 2013 年,李红利等人<sup>[22]</sup>将互信息应用于癫痫的研究,发现癫痫患者的大脑信息交流活动更加频繁. 以上研究表明互信息分析方法在探索大脑信息交流与功能脑网络方面相对其他方法,具有独特优势. 鉴于此,本文首次将该分析方法应用于脑电测谎领域,利用互信息构建脑功能网络,分析说谎与诚实者的功能连接差异,并以此来研究人脑谎言加工机制.

## 2 基于互信息的功能连接分析及分类

### 2.1 互信息分析方法

互信息<sup>[23]</sup>是衡量两个随机变量中一个变量携带另

一变量的测度,其值越大,说明两个信号越相关,反之则其相关性越小. 假设某一离散随机变量  $X$  有  $N$  个不同的随机状态,将这些值划分到  $M$  个区域,计算每个区域中的分布密度即可得到变量  $X$  在各个区域的概率,即事件  $\{X = x_i\}$  的概率为  $P_i, i = 1, 2, \dots, M$ , 且  $P_i \geq 0, \sum P_i = 1$ , 则可定义离散序列  $X$  的信息熵,如式(1)所示.

$$H_x = - \sum_{i=1}^M P_i \lg(P_i) \quad (1)$$

相似地可定义离散随机变量  $X$  和  $Y$  位于  $N * N$  个区域中的概率,即事件  $\{X = x_i, Y = y_j\}$  的概率为  $P_{ij}, j = 1, 2, \dots, M$ , 两个变量的联合熵如式(2)所示.

$$H_{xy} = - \sum_{i,j=1}^M P_{ij} \lg(P_{ij}) \quad (2)$$

则  $X$  和  $Y$  的互信息定义如式(3)所示.

$$I_{xy} = H_x + H_y - H_{xy} \quad (3)$$

该式表达了已知  $X$  的情况下有多少信息传给了  $Y$ . 应用到 EEG 分析上,  $X$  和  $Y$  代表任意两个导联的脑电信号,则该式可以测度一个导联得到另一个导联的信息量. 特殊情况下,若两个导联的 EEG 相互独立,互信息为 0<sup>[23]</sup>.

## 2.2 测谎协议和 EEG 数据采集

### 2.2.1 测谎协议

本次实验选取了 30 名平均年龄在 21 岁左右的在校大学生作为受试者,为减少性别和年龄因素对统计结果的影响,将所有受试者按照性别和年龄尽量均等的原则分配到了诚实组和说谎组,且两组成员在年龄、性别和左右手习惯方面无显著差异.

本次实验采用 Frawell 和 Donchin 提出的三刺激实验模式,实验前事先准备了 6 条不同的手链和一个保险箱. 对诚实组,在保险箱中放入任意一条手链,要求受试者认真观察该手链的尺寸、颜色、形状等外观信息,并将其作为靶刺激(Target, T),然后再随机选一条手链作为探测刺激(Probe, P),其余四条手链作为无关刺激(Irrelevant, I). 其后,皆简称为 T 刺激、P 刺激和 I 刺激. 对说谎组,在事先准备好的保险箱中任意放入两条手链,让受试者认真观察两条手链并拿走其中一条作为 P 刺激,另一条手链则为 T 刺激,其余手链作为 I 刺激. 在实验过程中,受试者面前的电脑屏幕上会随机出现每条手链的图片,受试者需要对每张图片做出相应的按键反应,即:是否见过该手链(见过,轻点鼠标左键;没见过,则轻点鼠标右键). 要求诚实组成员均说实话,而说谎组成员仅对 P 刺激做出说谎行为. 每次实验过程中,六张不同手链图片出现 30 次,每次持续时间为 1.6s,其中 T、P、I 三种刺激出现的频率分别约为 16.7%、16.7%、66.7%,而每个受试者需做 5 次相同实验(具体见图 1 所示).

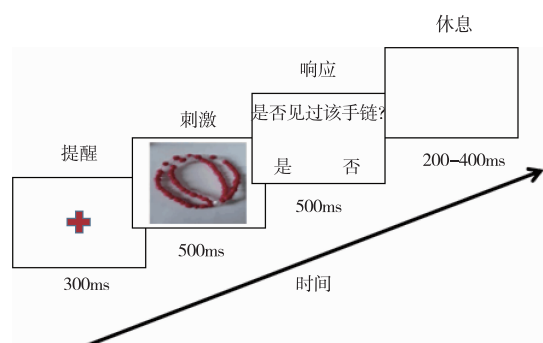


图1 测谎实验模式示意图

### 2.2.2 EEG 数据采集及预处理

本实验经 10-20 系统标准 32 导脑电帽和德国 BP 公司的脑电图仪协同采集脑电数据. BP 系统包括 Recorder 数据采集软件、Analyzer 数据分析软件、BrainAmp 信号放大器与隔离电源. 采用美国 PST 公司研发的 E-prime2.0 软件作为刺激软件. 选择双侧乳突作为参考电极, 前额接地, 水平眼电极放置于外眼角处, 垂直眼电极放置于左眼下约 2cm 处, 采样频率为 500Hz, 各导联阻抗均小于 5K $\Omega$ <sup>[24]</sup>. 使用 BP 系统的 Analyzer 数据分析软件去除脑电波形的垂直和水平眼电伪差. 本文选取 P 刺激对应的脑电信号<sup>[25]</sup>, 依次进行滤波、分割、基线校正、去伪迹和叠加平均等操作, 参数设置分别为 0.05 ~ 30Hz 带通滤波; 将刺激前 300ms 至刺激后 1300ms 的脑电数据作为一个 epoch 进行分割, 称此 epoch 为一个 P 刺激响应; 以刺激前 300ms 数据作为基线进行基线校正; 接着对两组数据中每 5 个 epoch 进行一次叠加平均. 最终, 诚实组与说谎组各保留 300 个 P 刺激响应的数据集.

### 2.3 功能连接分析及分类

#### 2.3.1 功能连接计算及特征提取

分别计算上述预处理后两类人群的 P 刺激响应数据集的互信息值, 生成 600 个 30 × 30 (通道数 × 通道数, 去除两个眼电通道) 的互信息邻接矩阵. 由于伪连接会产生一定误差, 所以需设置阈值来减小误差, 小于阈值置为 0 值. 基于新邻接矩阵, 对每个连接对的两组互信息值进行 t-test 统计检验, 使用 Bonferroni 多重校正, 将具有显著性差异的邻接边的互信息值作为分类特征, 运用 F\_score 方法<sup>[26]</sup>, 计算每个特征的 F\_score 值, 对其进行降序排序, 根据排列顺序, 依次向特征集中增添特征, 从而形成最终的特征集.

#### 2.3.2 分类

对上述新特征集进行 15 折的基于受试者的交叉验证 (Subject-Wise Cross-Validation, SWCV<sup>[27]</sup>), 在 SWCV 的每折中, 将 28 名受试者的样本数据 (14 名诚实者和 14 名说谎者) 用于训练集, 剩余 2 名受试者的样本数据

(诚实与说谎者各 1 名) 用于测试集.

此外, 对两组数据中每个训练集执行 10 折交叉验证, 其中 9 个样本作为子训练集, 剩余样本作为校验集. 在该过程中, 应用不同参数组合, 使用子训练集训练分类器, 接着运用验证集进行验证. 因此, 当验证准确率最高时, 可以获得具有最佳参数组合的分类器.

本研究选择径向基 (核函数为 Radial Basis Function, RBF) 支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 作为分类器. 将测试集送入该分类器中, 得到测试准确率 (灵敏度与特异性的均值, 下文平均准确率). EEG 信号处理流程如图 2 所示.

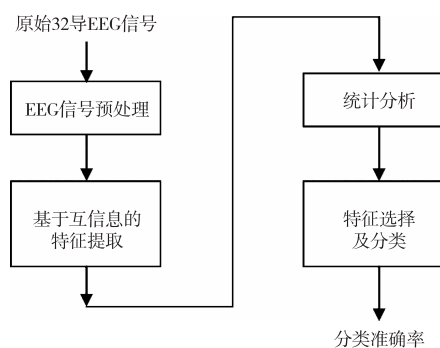


图2 EEG信号处理基本流程

## 3 结果

### 3.1 计算互信息邻接矩阵

本文利用不同阈值区间 (在 [0.020, 0.800] 区间内, 以 0.005 为步长) 下的互信息邻接矩阵计算小世界指标  $\gamma$ <sup>[28]</sup>. 经 Bonferroni 多重校正的统计检验发现, 阈值区间的均值选取为 0.350 时, 两类人群之间邻接矩阵的小世界指标存在显著性差异 ( $t$  检验,  $p < 0.01/156$ , 156 为重复统计次数). 经处理后的平均互信息邻接矩阵如图 3 所示, 直观显示, 说谎组与诚实组的平均互信息邻接矩阵存在明显差异. 相对诚实组, 说谎组不同导联之间的信息交互能力普遍较强, 且交互的信息量也较多.

### 3.2 统计及分类

测谎研究的主要目的是通过特征提取区分出诚实者与说谎者<sup>[13]</sup>. 对两类人群互信息邻接矩阵进行统计, 发现具有显著性差异的 321 对电极对, 将这些电极对的网络权值作为特征送入 SVM 分类器中, 进行训练与测试, 得到的平均测试准确率曲线如图 4 所示 (仅给出 110 维特征曲线, 后续准确率逐渐下降). 图中显示, 特征维数为 1 ~ 5 时, 准确率均呈上升趋势; 在特征维数约为 7 时, 准确率出现了下降; 特征维数为 8 ~ 10 时, 准确率出现上升趋势; 特征维数为 10 ~

50 时,准确率保持在 100%;直到特征维数为 50 后,准确率开始逐步下降;由于特征维数为 5 时,准确率已达到 99.67% (详见表 1),因此本文选取对应的五

个连接对 (TP7-CP3, CP3-O1, FC3-T7, FP1-C3, P8-OZ) 的互信息值进行分析.

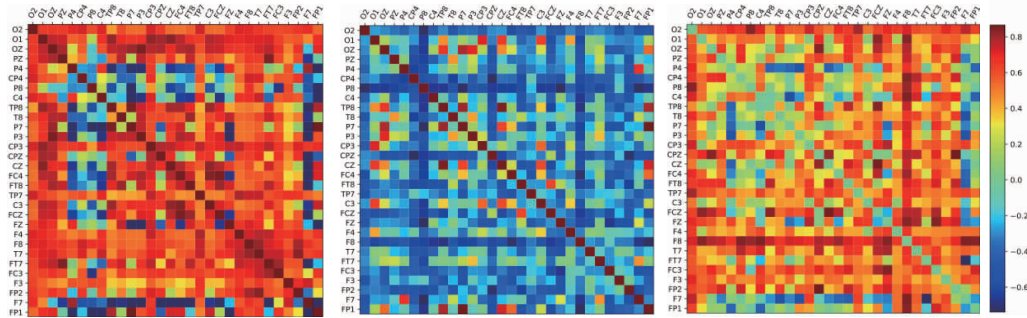


图3 说谎组 (左), 诚实组 (中) 及差值 (说谎-诚实) 的总平均互信息邻接矩阵

表 1 平均测试准确率 (% ,均值 ± 标准差)

特征集	平均测试准确率					
	校验		训练		测试	
	敏感度	特异性	敏感度	特异性	敏感度	特异性
321 个特征	100.00 ±0	100.00 ±0	100.00 ±0	100.00 ±0	94.67 ±0.0549	100.00 ±0
前 5 个特征	100.00 ±0	100.00 ±0	100.00 ±0	100.00 ±0	99.33 ±0.0141	100.00 ±0

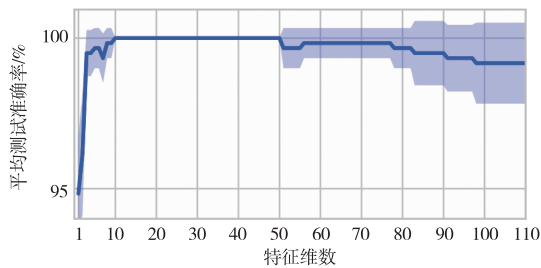


图4 不同特征维数下的平均测试准确率.图中曲线为均值,阴影部分为10折交叉验证的标准差

本研究将统计检验后具有显著性差异的邻接边的互信息作为分类的特征集,利用SVM分类器建立分类

模型,最终得到 97.33% 的平均测试准确率. 截止目前,虽然国内外已有关于测谎准确率的报道,但是由于测谎方式及测谎数据处理方式的不同,直接对比测谎准确率并不合适. 本文使用 BAD 和 BCD<sup>[29]</sup> 两种测谎方法分析了所用实验数据,得出的测谎准确率与本文测谎方法进行了对比,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
本文提出方法	0.993	1.000	0.973

### 3.3 脑网络分析

基于以上五个电极对的互信息值,绘制图 5. 图中红色节点表示本文中所用的 30 导电电极,连线的粗细表明各电极之间的连接强度. 实验结果显示,对于该五个电极对的权值,说谎组均大于诚实组,说明说谎脑网络中这些电极对之间传递的信息更多.

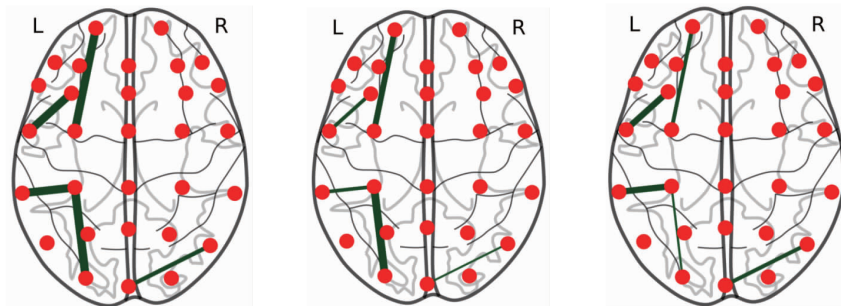


图5 基于互信息的说谎 (左)、诚实 (中) 及差值 (右) 脑网络 (轴向)

## 4 讨论

本文在三刺激协议下采集诚实与说谎两类受试者

的 EEG 信号,首次将广泛应用于研究大脑疾病 (精神分裂症、癫痫等) 的互信息分析方法应用到测谎领域,使用互信息量化大脑各节点之间的相关性,对计算结果

进行统计与分析,选取两类人群中具有显著性差异的电极对作为分类特征,送入 SVM 分类器中,通过 SWCV 以及 10 则交叉检验,得到高达 97.33% 的分类准确率.由表 2 可见,本文中所用互信息分析方法得到的分类准确率明显高于现有经典方法,说明通过利用互信息提取说谎者和诚实者的脑电信号特征具有一定的有效性,是一种有效的谎言测试方法.

图 5 显示,本研究中主要分析的电极大多位于大脑左半球,而人类大脑左半球主管言语与记忆功能.其中额叶负责判断、计划、做决策、思维、记忆等高级认知活动,与智力与精神活动有密切联系;顶叶具有表达躯体信号(呼吸加速、心跳加速等生理信号)的功能,后顶叶还参与视觉注意功能,如眼动;枕叶负责处理视觉信息,进行视觉信息的加工与整合;颞叶的主要功能与听觉、语音、记忆存储以及情绪的调节有关.大脑皮质的各叶在神经加工过程中发挥着多方面的作用,虽然主要的功能系统一般都能定位在某个脑叶中,但是也有很多系统是跨脑叶的<sup>[30]</sup>.本文中也不难看出:(1)颞叶与顶叶(TP7-CP3)的信息交互说明了说谎组相对诚实组储存了更多犯罪信息;(2)颞叶与顶叶(TP7-CP3)及枕叶与顶叶(CP3-O1、P8-OZ)的信息交互表明面对犯罪信息时,负责躯体活动的脑区的参与,进一步验证了传统测谎研究(多道图)的研究结果,例如说谎者心跳加速,呼吸急促等;(3)额叶与颞叶(FC3-T7)的信息交互表明了说谎组比诚实组储存了更多的犯罪信息,并利用了这些存储的信息进行了计划及决策等认知活动;而额叶与顶叶(FP1-C3)的信息交互,可以说明说谎组面临犯罪信息时,由额叶做出说谎的决策行为的同时,交互的信息也导致顶叶脑区有相关活动,如易出现呼吸加速、心跳加速及更为频繁的眼动行为.这些也与传统的多道图测试结果基本一致.上述结论也表明,谎言功能是人类各脑叶协同实现的,并在躯体行为上表现出相对诚实组的异常情况.这些讨论意义在于探索人类处于说谎状态时,大脑皮层上各个导联所代表的脑区之间的联系密切程度,进而有助于探究人脑的谎言加工机制.

自上世纪,国内外不少研究学者不断探索人类的谎言机制,可见,人类的谎言机制是一个极具挑战性的课题.但由于大脑本身的复杂性,目前尚存在一些亟待解决的问题.本文仅基于头皮脑电信号研究谎言机制,未能更深层次探究被试处于说谎状态下,大脑皮层网络结构的分布情况.因此,未来将对 EEG 信号进行溯源分析,以研究各脑区之间的相关关系.另外,大脑的功能活动是一个动态过程,功能连接在百毫秒级别上即可发生动态变化,但目前只能构建某一段时间内的脑功能网络<sup>[31]</sup>.因此,构建动态的脑功能网络也是未来研

究方向之一.

#### 参考文献

- [1] STEDMON A W, et al. Scalable interrogation: Eliciting human pheromone responses to deception in a security interview setting[J]. *Applied Ergonomics*, 2015, 47: 26 - 33.
- [2] MATSUDA I, OGAWA T. Improved method for calculating the respiratory line length in the concealed information test[J]. *International Journal of Psychophysiology*, 2011, 81(2): 65 - 71.
- [3] SUTTON S, BRAREN M, ZUBIN J, et al. Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty[J]. *Science*, 1965, 150(3700): 1187.
- [4] 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.
- [5] ABOOTALEBI V, MORADI M H, KHALILZADEL M A. A new approach for EEG feature extraction in P300-based lie detection[J]. *Computer Methods & Programs in Biomedicine*, 2009, 94(1): 48 - 57.
- [6] CHUN Y S, JI W J, JEON H, et al. Neural correlates of deception in lie detection using EEG frequency analysis[J]. *International Journal of Psychophysiology*, 2014, 94(2): 260 - 260.
- [7] ITO A, ABE N, FUJII T, et al. The role of the dorsolateral prefrontal cortex in deception when remembering neutral and emotional events[J]. *Neuroscience Research*, 2011, 69(2): 121 - 128.
- [8] FARWELL L A, DONCHIN E. The truth will out: interrogative polygraphy (lie detection) with event-related brain potentials[J]. *Psychophysiology*, 2010, 28(5): 531 - 547.
- [9] ROSENFELD J P, SOSKINS M, BOSH G, et al. Simple, effective countermeasures to P300-based tests of detection of concealed information[J]. *Psychophysiology*, 2010, 41(2): 205 - 219.
- [10] GAO J, YAN X, SUN J, et al. Denoised P300 and machine learning-based concealed information test method[J]. *Computer Methods & Programs in Biomedicine*, 2011, 104(3): 410 - 417.
- [11] 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*, 2013, 8(6): e64704.
- [12] 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 Y, LV W Z, 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)

- [13] 陈冉,王鹏,高军峰,等. 利用相锁值算法的脑电相同步测谎研究[J]. 电子学报,2018,46(6):1289-1293.  
CHEN R,WANG P,GAO J F, et al. Lie detection study based on phase locking value[J]. Acta Electronica Sinica,2018,46(6):1289-1293. (in Chinese)
- [14] PINOTSIS D A, HANSEN E, FRISON K J, et al. Anatomical connectivity and the resting state activity of large cortical networks [J]. Neuroimage, 2013, 65 (4): 127-138.
- [15] 李兰兰. 基于多导联 EEG 的精神分裂患者 alpha 波段连接性算法的研究[D]. 兰州:兰州大学,2013.
- [16] YE X, TIAN T, XU T, et al. Analysis of alpha wave epileptic EEG signals based on symbolic transfer entropy [A]. International Conference on Mechatronics, Robotics and Automation[C]. Atlantis Press,2015. 448-452.
- [17] NESAEI S, SHARAFAT A R. Real-time mining of epileptic seizure precursors via nonlinear mapping and dissimilarity features[J]. Signal Processing Iet,2015,9(3):193-200.
- [18] GIGOLA S, ORTIZ F, D'Attellis C E, et al. Prediction of epileptic seizures using accumulated energy in a multiresolution framework [J]. Journal of Neuroscience Methods, 2004, 138(1):107-111.
- [19] JEONG J, GORE J C, PETERSON B S. Mutual information analysis of the EEG in patients with Alzheimer's disease [J]. Clinical Neurophysiology, 2001, 112 (5): 827-835.
- [20] LIU C J, HUANG C F, HUANG R Y, et al. Solving reality problems by using mutual information analysis [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 2014(1):1-4.
- [21] HUANG L Y, ZOU J, MA H J, et al. Brain functional network based on mutual information analysis of EEGs and its application to schizophrenia [J]. Advanced Materials Research, 2013, 718-720:1440-1445.
- [22] 李红利,王江,邓斌,等. 癫痫脑电的互信息和同步性分析[J]. 计算机工程与应用,2013,49(6):19-22.
- [23] 赵静. 基于互信息的 EEG 脑功能网络研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2013.
- [24] 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.
- [25] MCDOWELL K, KERICK S E, OIE K. Non-linear brain activity in real-world settings: movement artifact and the phase lag index [A]. Army Science Conference[C]. United States: US Army Research Laboratory, 2010. 309-316.
- [26] POLAT K, GUNES S. A new feature selection method on classification of medical datasets; Kernel F-score feature selection [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(7):10367-10373.
- [27] RIAZ Q, VOGELE A, KRUGER B, et al. One small step for a man: estimation of gender, age and height from recordings of one step by a single inertial sensor [J]. Sensors, 2015, 15(12):31999-32019.
- [28] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks [J]. Nature, 1998:440-442.
- [29] 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.
- [30] 加扎尼加,伊夫里曼根,周晓林,等. 认知神经科学:关于心智的生物学[M]. 中国轻工业出版社,2011.
- [31] 孙俊峰,洪祥飞,童善保. 复杂脑网络研究进展——结构、功能、计算与应用 [J]. 复杂系统与复杂性科学, 2010, 07(4):74-90.

#### 作者简介



**彭丝雨** 女,1994年5月出生,安徽合肥人.2017年毕业于上海理工大学,现为中南民族大学国家民委认知科学重点实验室研究生,研究方向为脑电信号处理与脑认知、功能研究分析.



**周到** 女,1983年3月出生,湖北武汉人.讲师.2007年和2010年在华中科技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、脑信号解析和模式识别等方面的研究工作.



**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,主要从事多模态神经影像、认知神经科学及机器学习等领域的研究.

E-mail:junfengmst@163.com