

基于有向网络的人物信息诱发脑电信号特征

常文文^{1,2}, 王 宏¹, 化成城¹, 王翘秀¹

(1. 东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 洛桑联邦理工学院 神经义肢中心, 瑞士 洛桑 1015)

摘 要: 基于熟人和陌生人的视听觉信息,通过记录对应的脑电信号,对大脑在熟人和陌生人信息刺激下的认知机制展开研究.首先,通过记录被试在视听刺激下的脑电信号,得到对应不同刺激下的事件相关脑电位.通过计算不同导联间的相位传递熵构建有向功能网络,最后对重点网络参数进行分析.结果表明,相比陌生人信息诱发的有向网络,熟人信息诱发网络中关键节点的作用加强,网络聚集能力增强;熟人信息诱发网络的连接更加趋向于全脑化,不同脑区间的信息交换加强,整个网络结构更有利于完成对熟人信息的识别.

关 键 词: 脑电信号;事件相关脑电;有向功能网络;相位延迟熵;视听觉刺激;熟人和陌生人识别

中图分类号: R 318

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2019)01-0001-06

EEGs Feature Induced by Person's Information Based on Directed Network

CHANG Wen-wen^{1,2}, WANG Hong¹, HUA Cheng-cheng¹, WANG Qiao-xiu¹

(1. School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. Center for Neuroprosthetics, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, Lausanne 1015, Switzerland. Corresponding author: WANG Hong, E-mail: hongwang@mail.neu.edu.cn)

Abstract: Based on the visuo-auditory information of acquaintances and strangers, the possible differences of the cognitive mechanisms were studied by recording EEG signals. Firstly, the ERP signals for different stimuli types were obtained by recording the EEG signals of visuo-auditory stimuli. Then, the directed functional network was constructed by calculating the phase transfer entropy. Finally, network parameters for the key connection were analyzed. The results show that compared with the directed network induced by unfamiliar information, the role of key nodes in the network of familiar information is strengthened, as well as the aggregation ability. The connections of the familiar network tend to be more global, and the information exchange between different brain regions are increased, which is good for the identification of the familiars.

Key words: EEG (electroencephalogram); event related potential (ERP); directed functional network; phase lag entropy; visuo-auditory stimulus; familiar and unfamiliar recognition

能对熟人进行辨识是大脑的一个基本功能,而一些神经疾病患者、脸盲病患者以及老年痴呆症患者常常会失去对熟人的认知能力^[1-2];除此之外在某些司法场合,一些犯罪分子经常会否认一些和犯罪有关的人物信息,也就是所谓的说谎^[3-4].而对于正常人来讲,大脑都会对熟人的信息产生一些不同于对陌生人的特定反应,因此,了解大脑在面对熟人信息刺激时的认知状态和神经机制显得十分必要^[5-6].

目前最普遍的脑成像技术研究主要基于fMRI和EEG,但EEG的研究主要集中在脑中央区少数通道(Pz, Fz和Cz)上,针对ERP不同成分幅值和潜伏期的特征展开,很少有通过全脑所有通道信号的特征来表征全局变化的研究文献^[3-4],而fMRI研究表明大脑在面对熟人的脸部照片刺激时,会有一些特定的脑区被激活^[6-7],因此很有必要基于EEG方法,从全脑的角度去研究大脑对熟人和陌生人信息刺激的状态变化和不同.

收稿日期: 2017-10-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51405173); 辽宁省创新团队项目(LT2014006).

作者简介: 常文文(1987-),男,甘肃通渭人,东北大学博士研究生;王 宏(1960-),女,辽宁沈阳人,东北大学教授,博士生导师.

本文通过视觉和听觉同步刺激的方式将熟人和陌生人的信息呈现给被试者^[3-4,8-9],记录了 20 名被试的 ERP 信号. 为了通过有向功能网络连接来表征上述两个过程中大脑的认知状态变化以及脑区之间的信息流通情况^[10-11],使用相位传递熵计算了 30 导信号之间的有向连接关系^[12-14],通过阈值筛选构建了重点连接网络并对比分析了网络的聚集系数、特征路径长度和度分布,完成了对上述两种状态下网络特征参数的统计分析^[15-16]. 本文从有向功能网络连接的角度对大脑在熟人和陌生人信息刺激下的认知状态变化提供了新的认识和理解.

1 实验

1.1 实验设计

随机征集 20 名被试参加实验,平均年龄 23.45,身体健康,都为右利手. 通过视听同步刺激诱发 ERP 信号,其中视觉刺激为被试熟悉和陌生的人的头像照片,听觉刺激是由照片对应的人的姓名转换成的声音文件. 通过图片处理软件将图片统一为 441 像素 × 594 像素的灰度格式,声音刺激由专业的文字-声音转换软件生成(汉语女声,16 Bit,48 Hz 采样),因此实验中的刺激包括熟人和陌生人两类,呈现形式为视听同步方式. 采用 Neuroscan-32 导 ERP 实验系统,通过 STIM 软件依次呈现刺激序列给被试,刺激持续时间为 1 200 ms. 电极帽导联为国际 10-20 标准,采样频率 1 000 Hz,在线采样频段为 0~100 Hz,前额接地,左右耳垂为参考电位,同时记录垂直和水平眼动信号. 实验中被试坐在舒适的座椅上,双眼距屏幕 80 cm,要求被试集中精力注视屏幕并通过双通道立体耳机将声音刺激呈现给被试. 实验分为 3 个部分,每个部分中每组刺激呈现 25 次,中途被试各休息 2 min,利用 SCAN 系统记录 EEG 信号.

1.2 数据预处理

由于单试次事件相关电位混合在噪声中表现不突出,因此需要通过分段和叠加的办法得到不同刺激状态下的 ERP 信号. 利用 EEGLAB 工具包对原始 EEG 信号完成预处理,主要包括滤波、剔除漂移严重的伪迹信号,对坏电极信号进行插值^[4,17]. 之后根据不同的刺激类型对 EEG 信号进行分段得到 ERP 信号,其中每段长度为 1 024 ms,数据从刺激开始前 100 ms 到刺激之后的 923 ms;然后通过对 ERP 信号的 ICA 处理剔除可能的眼

电伪迹,最后将干净的 ERP 信号按照不同的刺激类型进行平均,即为单个被试的 ERP 信号,再对所有被试的 ERP 信号进行总平均得到最后的 ERP 信号^[4,17],如图 1 所示.

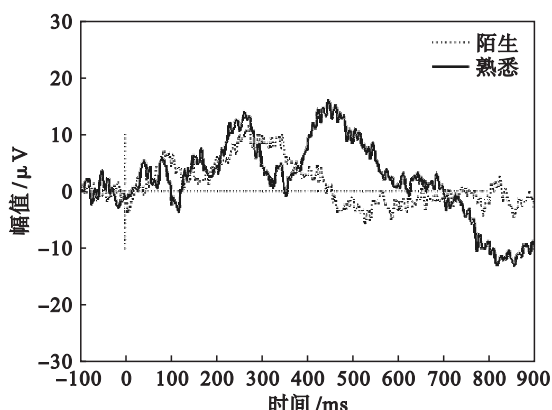


图 1 Pz 导联 ERP 总平均信号

Fig. 1 Averaged ERP signal at Pz

2 有向连接分析——相位传递熵

通过记录人在不同状态下的脑电信号能够研究大脑在这些认知状态下的工作机制,而有向连接分析能够客观地表征人在不同认知状态下大脑的信息流通以及不同脑区神经活动的变化. 相位传递熵(phase transfer entropy, PTE)是一种新颖的基于相位关系的测量信号之间有向连接的方法. 相比其他的有向连接方法,其对大范围分析的延迟值和大样本数据都有很好的效果,而且对冗余参数有更好的鲁棒性,同时具有更高的计算效率^[12-13].

对于一个给定频率范围的信号 $X(t)$,可通过对其进行复滤波(比如 Morlet 小波变换或希尔伯特变换)得到 $S(t) = A(t) \exp(i\theta(t))$,其中 $\theta(t)$ 为 $X(t)$ 对应的瞬时相位时间序列. 然后对给定的分析延迟 δ ,定义其 PTE 为^[12]

$$PTE_{x \rightarrow y} = H(\theta_y(t), \theta_y(t')) + H(\theta_y(t'), \theta_x(t')) - H(\theta_y(t')) - H(\theta_y(t), \theta_y(t'), \theta_x(t')). \quad (1)$$

其中: $\theta(t)$ 为 $S(t)$ 对应的相位; $\theta_x(t')$ 和 $\theta_y(t')$ 是时间点 $t' = t - \delta$ 对应相位的过去状态,有 $\theta_x(t') = \theta_x(t - \delta)$ 和 $\theta_y(t') = \theta_y(t - \delta)$; H 表示两信号之间的边缘熵和联合熵,分别定义为

$$H(\theta_y(t), \theta_y(t')) = - \sum p(\theta_y(t), \theta_y(t')) \lg p(\theta_y(t), \theta_y(t')); \quad (2)$$

$$H(\theta_y(t), \theta_x(t')) = - \sum p(\theta_y(t'), \theta_x(t')) \lg p(\theta_y(t'), \theta_x(t')); \quad (3)$$

$$H(\theta_y(t')) = - \sum p(\theta_y(t')) \lg p(\theta_y(t')) ; \quad (4)$$

$$H(\theta_y(t), \theta_y(t'), \theta_x(t')) = - \sum p(\theta_y(t), \theta_y(t'), \theta_x(t')) \lg p(\theta_y(t), \theta_y(t'), \theta_x(t')) . \quad (5)$$

在计算式(2)~式(5)时,一般采用相位空间装箱法和试次折迭相结合的方法.对每一个概率密度函数,通过对所有试次中单个、成对或是3个的相位数据点的装箱操作,建立一个对应的基于单直方图的概率密度函数.箱的宽度可以根据

Scott 判据来确定: $h_j = \sigma_j / N^{1/3}$, 其中 h_j 是相位时间序列 $\theta_j(j = y(t), y(t')$ 或 $x(t')$) 的箱宽, N 为采样点, σ_j 为对应相位的标准偏差. 在本文中 $\theta_y(t), \theta_y(t')$ 和 $\theta_x(t')$ 箱的数量为 $k_j = 2\pi/h_j$. 最后,通过总的的数据点数除以该箱中的数据点数得到每一个箱的概率值.

对于不同状态的两组数据,分别计算了 PTE, 得到有向连接矩阵如图 2 所示,图中横、纵坐标为 30 个通道名称,矩阵中不同颜色表示从横轴到纵轴的有向连接权值.

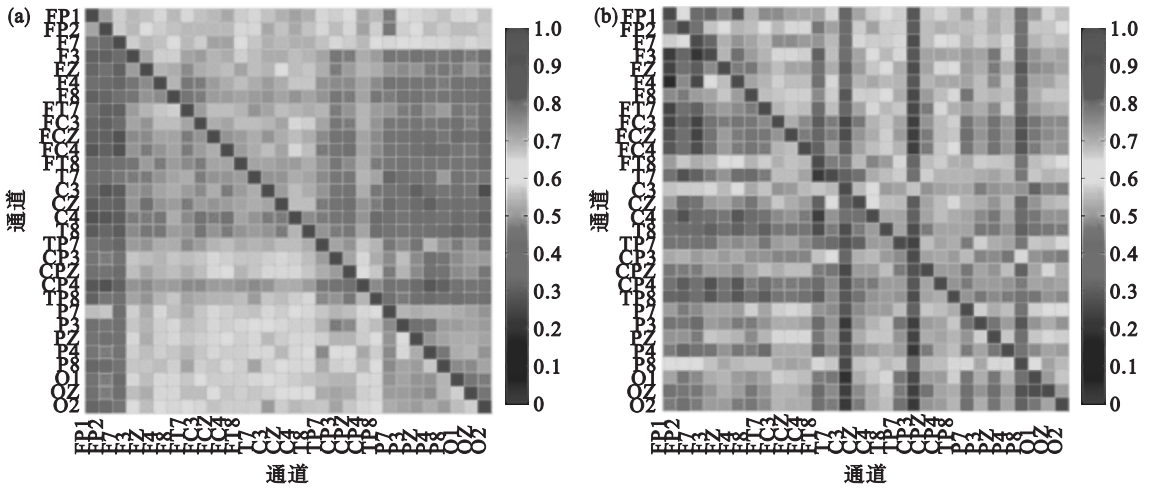


图 2 所有被试在不同状态下 30 导联信号之间 PTE 有向功能网络连接总平均矩阵

Fig. 2 Averaged PTE directed functional network matrix of the thirty-channel signals for all subjects

(a)—陌生; (b)—熟悉.

3 脑电功能网络分析

表征脑功能网络连接的参数有很多^[10,15],其中最主要的是网络度 (degree, d) 以及度分布 (degree distribution, $P(d)$)、聚集系数 (clustering coefficient, C) 和特征路径长度 (characteristic path length, L). 节点度定位为与该节点直接相连的边的条数,对于有向网络来说,节点的度包括出度 (d^{out} , 离开该节点的连接边数) 和入度 (d^{in} , 进入该节点的连接边数). 节点的度越大表示该节点的连接越多,则该节点在网络中的作用就越重要. 度分布是网络中最基本的一个拓扑性质,它表示在网络中等概率随机选取的节点度值正好为满足 $d = k$ (k 为正数) 的概率,在实际分析中一般使用网络中度值为 k 的节点总数占总节点数的比例来近似表示. 聚集系数表示了网络的集团化程度,也即网络的局部聚集能力,表示某一节点 i 的邻居间互为邻居的可能. 对节点 i 来讲,将其聚集系数定义为该节点邻居节点间实际的连接边和最多可能的连接边的比值,对于有向网络的聚集系数,

一般采用 Fagiolo 的计算方法^[10]:

$$\vec{C}_i^w = \frac{1}{n} \times$$

$$\sum_{i \in N} \frac{t_i^w}{(d_i^{\text{out}} + d_i^{\text{in}})(d_i^{\text{out}} + d_i^{\text{in}} - 1) - 2 \sum_{j \in N} w_{ij} w_{ji}} . \quad (6)$$

其中:

$t_i^w = \frac{1}{2} \sum_{j, h \in N} ((w_{ij} + w_{ji})(w_{ih} + w_{hi})(w_{jh} + w_{hj}))^{1/3}$; w_{ij} 为节点 i 到 j 之间的连接权值; t_i^w 为节点 i 相邻的有向三角连接结构数,其中“ \rightarrow ”表示该参数为有向网络参数.

整个网络的聚集系数为所有节点聚集系数的平均值. 特征路径长度表征了网络中信息流通的全局特征,对于加权有向网络,首先定义有向边的长度为权值的倒数,如果 $w_{ij} \neq 0$,有 $L_{ij} = 1/w_{ij}$,否则 $L_{ij} = +\infty$,然后某条路径的加权长度定义为该条路径上所有边的长度之和,选择 L_{ij} 为节点 i 和 j 之间的最短路径,整个网络的有向加权长度定义为所有节点对之间最短路径长度的总平均,

$$L^w = \frac{1}{n} \sum_{i \in N} \frac{\sum_{j \in N, j \neq i} L_{ij}^w}{n - 1} . \quad (7)$$

4 有向功能网络构建及结果分析

从图 2 可以直观地看出,被试对熟人和陌生人的 PTE 连接矩阵是有区别的. 为了突出功能网络中的重点连接边,本文考虑选择合适的阈值来滤除权值较小的连接边,这样能够更加明确地理解认知过程中信息的流通及变化^[4,8]. 为了选择合适的阈值,首先计算了两种状态下有向加权连接网络的 C 和 L 的比值随阈值变化的关系,如图 3 所示.

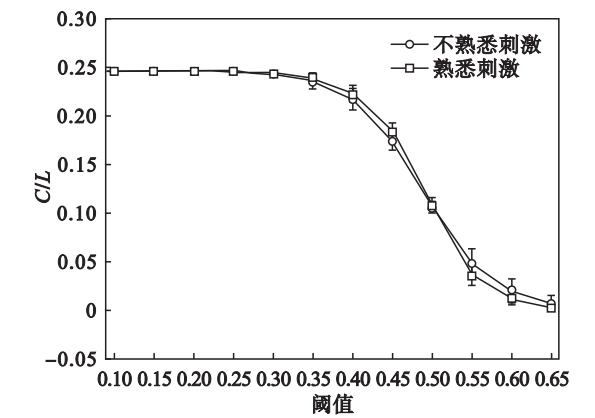


图 3 两种状态下脑功能网络参数比 C/L 随阈值变化关系
Fig. 3 Curves of C/L varying with the threshold under two states

对所有被试数据在不同阈值下的统计分析 (T 检验) 表明,只有在阈值为 0.55 ($t = -3.202$, $p = 0.006$), 0.6 ($t = 2.367$, $p = 0.04$) 以及 0.65 ($t = 2.881$, $p = 0.01$) 时,两组网络参数之间存在显著差异. 从图 2 可以看出,权值连接边在 0.6 以上的部分还是比较多的. 因此本文使用较大阈值 0.65 对上述网络进行筛选. 图 4 所示为经过筛选之后的脑网络拓扑连接关系,图中节点编号从左到右,从上到下依次为 1~30. 陌生人网络信息流通主要走向前额区、中央区以及后顶区,流入到枕

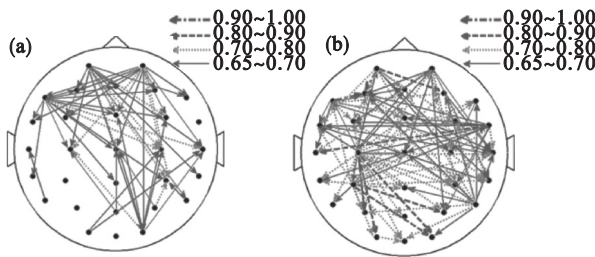


图 4 阈值筛选后两种状态下脑拓扑网络连接图
Fig. 4 Topology networks for the two conditions with the chosen threshold
(a)—陌生人; (b)—熟人.

区和颞区的很少;在熟人网络中信息流通涉及全脑的各个区域,也有大量的连接网络从顶区走向颞区和枕区. 可以看出,相比陌生人连接网络,熟人网络连接中的较大连接边更多,分布更加趋于全脑化,全脑不同脑区之间的信息流通更加频繁.

为了定量地描述网络的结构,计算了上述网络的 C 和 L ,从图 5 可以看出,两种状态下 C 和 L 的变化表现出相反的趋势,这个和对无向网络的结论是一致的^[4,8],熟人网络的 C 值增大, L 值降低,同时统计分析结果显示只有 L 表现出显著的差异 ($C: t = 0.978$, $p = 0.343$; $L: t = -2.532$, $p = 0.03$),这说明在对熟悉的人的信息识别过程中大脑有向网络的局部聚集能力并没有发生显著的变化,但是整个大脑中的信息流通发生了显著的变化,可以理解为大脑活动变得更加活跃,不同区域之间的流通更加频繁,从而完成对熟人的信息识别.

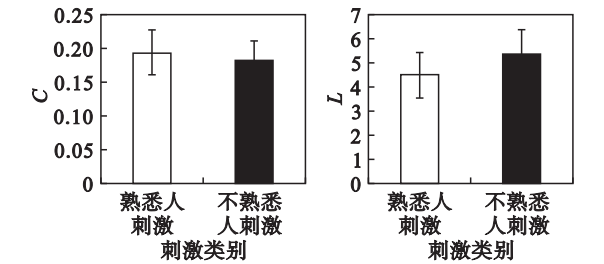


图 5 筛选后有向脑功能网络聚集系数和特征路径长度
Fig. 5 C and L of directed function network with the chosen threshold

为了突出有向网络连接中的关键节点,对上述两组网络分布讨论了各个节点的度分布情况,图 6 为对应网络中所有节点的出度和入度.

可以看出,两组网络的出度分布都相对集中在少数通道,对应这些节点的出度值较大,而入度在所有通道上都有分布,但对比之下度值要小于出度,说明在处理人物信息时,大脑活动相对集中在某些特定的通道或是区域. 对比熟人和陌生人的度值,不管是出度还是入度,对熟人的网络中总有一些特殊的节点表现出高的出度和入度 (如 12, 14, 19, 27 通道的出度远远高于对陌生人的,同时整体来讲对熟人的入度要远高于对陌生人的入度),整体表现为对熟人的网络中,关键节点的作用被强化,网络的聚集能力稍有增强,网络的拓扑结构更加有利于网络中信息的流通.

同时,本文讨论了熟人和陌生人诱发的各通道 ERP 信号之间相位转移熵,通过阈值筛选,得到图 7 所示两组网络之间有向功能连接拓扑关系,用来表现大脑在面对熟人和陌生人信息刺激时,两种状态不同通道间信息的流通情况. 可以看

到从陌生人的网络到熟人的网络信息流通主要从全脑不同区域重点集中到前额区,然后从熟人网络的前额区和颞区走向陌生人网络全脑的不同区域^[5-7].这在一定程度上反映了大脑在对熟人和陌生人认知过程中脑区活动的变化和流动情况.

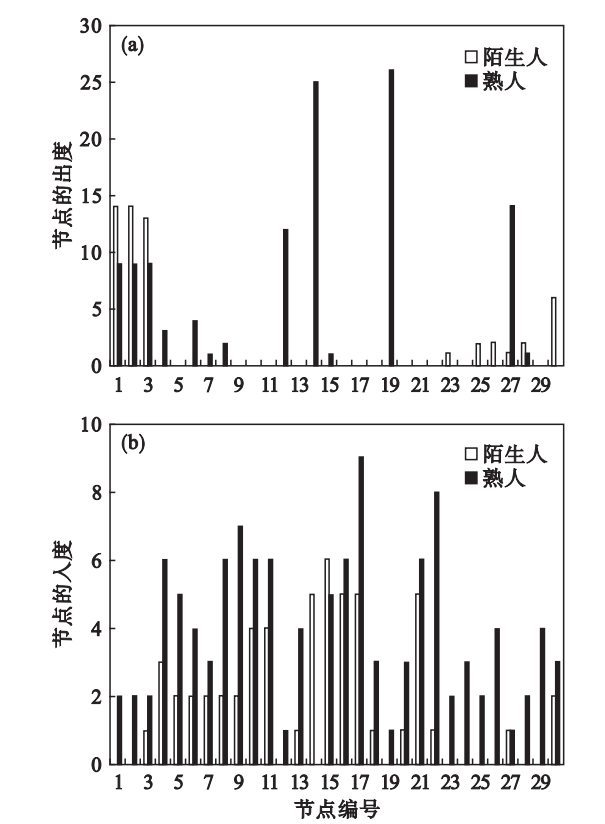


图 6 有向网络连接各节点的度分布
Fig. 6 Degree distribution of the directed network
(a)—出度; (b)—入度.

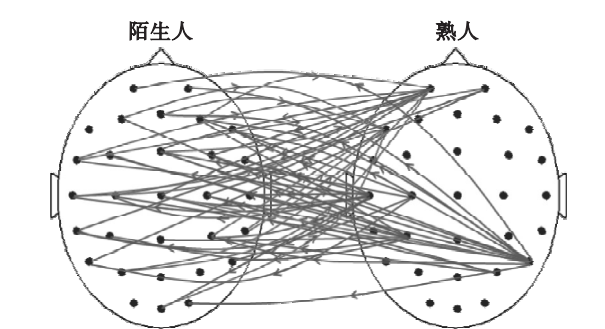


图 7 两种状态间不同方向流动的有向连接网络
Fig. 7 Directed connectivity network between the two conditions with different direction

5 结 论

本文基于 ERP 脑电采集系统,完成对 20 名被试在熟人和陌生人信息刺激下的大脑认知实验,通过计算不同通道信号之间的相位转移熵,构

建了大脑在两种状态下的有向功能连接网络,并讨论了重点连接网络的特征参数变化.结果表明,相比陌生人的有向网络,熟人网络中关键节点的作用被强化,网络的聚集能力稍有增强,但是并没有显著的变化;熟人刺激的网络连接更加趋于全脑化,网络中权值较大的连接边更多,不同区域间的信息流通加强,网络的拓扑结构更加有利于大脑信息的流通从而完成对熟人的信息识别.

参考文献:

[1] Meijer E H, Suldurs F T Y, Merckelbach H L G J, et al. The P300 is sensitive to concealed face recognition [J]. *International Journal of Psychophysiology*, 2007, 66 (3): 231-237.

[2] Gonzalez I Q, Leon M A, Belin P, et al. Person identification through faces and voices: an ERP study [J]. *Brain Research*, 2011, 1407 (3): 13-26.

[3] Rosenfeld J P, Soskins M, Bosh G. Simple, effective countermeasures to P300-based tests of detection of concealed information [J]. *Psychophysiology*, 2004, 41 (2): 205-219.

[4] 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 Application*, 2016, 53 (1): 117-128.

[5] Sun D, Chang C, Lee T M. Identification and classification of facial familiarity in directed lying: an ERP study [J]. *PloS One*, 2012, 7 (2): 31250.

[6] Rodriguez J S, Fuster J I, Leon M A B. Covert and overt face processing in healthy subjects: an ERP study [J]. *International Journal of Bioelectromagnetism*, 2008, 10 (4): 246-260.

[7] Tanaka J W, Curran T, Porterfield A L, et al. Activation of preexisting and acquired face representations: the N250 event-related potential as an index of face familiarity [J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 2006, 18 (9): 1488-1497.

[8] 常文文, 王宏. 基于听觉 ERP 功能脑网络特征和 SVM 的测谎方法研究[J]. 电子学报, 2016, 44 (7): 1757-1762. (Chang Wen-wen, Wang Hong. Study on lie detection method based on auditory ERP functional brain network characteristic and SVM [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44 (7): 1757-1762.)

[9] 高军峰, 王沛, 郑崇勋. 基于 P300 和机器学习的测谎方法研究[J]. 西安交通大学学报, 2010, 44 (10): 120-124. (Gao Jun-feng, Wang Pei, Zheng Chong-xun. Lie detection method based on P300 and machine learning [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2010, 44 (10): 120-124.)

[10] 梁夏, 王金辉, 贺永. 人脑连接组研究: 脑结构网络和脑功能网络[J]. 科学通报, 2010, 55 (16): 1565-1583. (Liang Xia, Wang Jin-hui, He Yong. Human connectome: structure and functional brain networks [J]. *Chinese Science Bulletin*, 2010, 55 (16): 1565-1583.)

[11] van Diessen E, Numan T, van Dellen E, et al. Opportunities and methodological challenges in EEG and MEG resting state functional brain network research [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2015, 126 (8): 1468-1481.

[12] Lobier M, Siebenhühner F, Palva S, et al. Phase transfer entropy: a novel phase-based measure for directed connectivity in networks coupled by oscillatory interactions [J]. *NeuroImage*, 2014, 85 (2): 853-872.