

虚拟高空暴露下不同程度恐高个体 功能脑网络差异性研究

滕超淋¹, 吴敏², 黄美清¹, 袁理秦³, 秦少杰⁴, 丛林¹, 马进¹, 程珊¹

(1. 空军军医大学航空航天医学系, 710032, 西安; 2. 西安交通大学生命科学与技术学院, 710049, 西安;
3. 中国人民解放军第 94032 部队, 733003, 甘肃武威; 4. 中国人民解放军 93453 部队, 038300, 山西朔州)

摘要: 为探寻不同程度恐高个体脑功能活动差异, 利用虚拟现实技术, 设计了虚拟高空情景实验范式, 记录该情景下的脑电信号, 通过精确低分辨率电磁断层扫描和延迟线性相干方法, 比较了高空情景下不同程度恐高个体皮层电流密度以及脑网络小世界特征的差异性。研究发现: 虚拟高空暴露条件下, 不同恐高组皮层电流密度在 α 频段上存在显著性差异, 轻中度恐高组在顶叶(顶下小叶, 布罗德曼 40 区)大于非恐高组, 而重度恐高组在额叶小于非恐高组(额中回, 布罗德曼 6 区)和轻中度恐高组(中央前回, 布罗德曼 10 区); 恐高组(也就是轻中度恐高和重度恐高) β 频段下皮层脑网络小世界度属性显著低于非恐高组, 且与恐高回避得分具有显著的负相关, 提示脑网络最佳的功能分离和功能整合受到破坏。该研究揭示了虚拟高空暴露下恐高个体改变的皮层功能脑网络特性, 有助于加深对恐高症病理机制的理解, 为临床恐高的治疗提供了理论依据。

关键词: 虚拟现实; 精确低分辨率电磁断层扫描; 延迟线性相干; 恐高; 脑网络

中图分类号: R318 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202603022 **文章编号:** 0253-987X(2026)03-0233-08

Study on Differences in Functional Brain Networks of Individuals with Varying Degrees of Acrophobia During Virtual Height Exposure

TENG Chaolin¹, WU Min², HUNAG Meiqing¹, YUAN Liqin³, QIN Shaojie⁴,
CONG Lin¹, MA Jin¹, CHENG Shan¹

(1. Department of Aerospace Medicine, Air Force Medical University, Xi'an 710032, China; 2. School of Life Science and Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. The 94032nd Troop of the People's Liberation Army of China, Wuwei, Gansu 733003, China; 4. The 93453nd Troop of the People's Liberation Army of China, Shuozhou, Shanxi 038300, China)

Abstract: To explore differences in brain function activities among individuals with varying degrees of acrophobia, this study designs a virtual high-altitude scenario experimental paradigm using virtual reality technology and records electroencephalogram signals during this scenario. By applying the exact low-resolution electromagnetic tomography and delayed linear coherence method, this study compares differences in cortical current density and small-world network characteristics of brain networks among individuals with different levels of acrophobia during height exposure. The findings show that under virtual height exposure, significant differences in cortical current density in the α frequency band exist among the groups: the mild-to-moderate

acrophobia group shows higher current density in the parietal lobe (inferior parietal lobule, Brodmann area 40) than the non-acrophobia group, whereas the severe acrophobia group exhibits lower current density in the frontal lobe (middle frontal gyrus, Brodmann area 6) compared to the non-acrophobia group, and lower than the mild-to-moderate group in the precentral gyrus (Brodmann area 10). In the β frequency band, the small-worldness property of cortical brain networks is significantly lower in both acrophobia groups (mild-to-moderate and severe) than in the non-acrophobia group and shows a significant negative correlation with acrophobia avoidance scores, suggesting impaired optimal functional segregation and integration in brain networks. This study reveals altered cortical functional brain network characteristics in acrophobic individuals under virtual high-altitude exposure, contributing to a deeper understanding of the pathological mechanisms of acrophobia and providing a theoretical basis for clinical treatment strategies.

Keywords: virtual reality; exact low-resolution electromagnetic tomography; lagged linear coherence; fear of heights; brain network

恐高反应是指人暴露在高处环境下所特有的心理生理反应,主要表现在人身处于一定高度的物体或者建筑物上所产生的焦虑、恐惧心理,同时伴随着呼吸急促、心率加快以及眩晕等生理反应。显然,高度是诱发恐高反应的应激源。由于个体差异原因,每个人的恐高反应程度会有所不同,恐高反应不明显的个体能够很好地克服恐惧不安的心理,保持身体平衡。对高处环境有着极度恐惧的个体,即使在有安全设施保护的前提下仍感到过分害怕,这种恐高有别于普通人群的正常反应,在临床上通常被诊断为恐高症(FoH)。流行病学统计发现^[1-2],高度引起人的生理性反应的发生率为100%,视觉高度不耐受性(当暴露在高处环境时表现为或多或少的痛苦和焦虑)的发病率大约为28%,而恐高症的发病率在3%~5%。可见,高度或者高处环境下诱发个体的恐高反应是一种非常普遍的现象。

飞行和跳伞等项目都具有高风险、高强度以及高复杂性等特点。训练时,飞行员或者跳伞员经常暴露在高空情景下,导致那些恐高反应强烈的个体将处于高强度的心理应激状态。过度的应激反应又会极大地影响和损害大脑的认知功能,进而引发相关的精神疾病如恐惧症^[3]和复杂创伤后应激障碍^[4]。所以,研究高空环境下不同恐高个体的大脑功能活动具有重要意义。另外,随着我国城市化进程不断加快,高层建筑越来越多,人们暴露在高处环境下的机会增多,这无疑给有恐高反应的群体带来了一定的困扰,同时也增大了患恐高症的几率^[5]。此外,随着社会的不断发展与科技进步,人们出行更倾向于乘坐飞机,家长带小孩游玩的场所也提供了

各种各样的刺激项目等,这些都涉及到高空环境,在很大程度上影响着恐高群体日常生活质量和身心健康。恐高个体往往倾向回避这些现实问题,以至于被整个社会所忽略,所以恐高相关的研究具有一定的现实意义,能够促进社会的进步与人民生活水平的提高。

神经影像技术为直接检测脑功能活动提供了有效手段,有助于增进人们对神经疾病机理的认识。比如 Landowska 等利用功能性近红外光谱(fNIRS)技术,并测试了虚拟高处情景下中度恐高症的氧合血红蛋白浓度^[6],发现受试者的背外侧前额和内侧前额活动降低。Hang 等利用功能性磁共振成像(fMRI)技术,对静息态下恐高患者的脑活动进行了检测^[7],发现患者在眶额皮质、内侧前额皮质和视觉区上表现出异常的脑功能,提示这些脑区可作为恐高症潜在的干预靶目标。随后,Guo 等发现恐高患者小脑的自发神经活动和功能连通性存在局部异常^[8]。相对于 fMRI 和 fNIRS 等脑功能影像技术,脑电(EEG)直接反映了大脑神经电活动,且具有时间分辨率(ms 级)高的优势,能够捕捉到认知活动的动态过程,因此已被广泛应用于大脑研究^[9-11],尤其各类精神疾病^[12-14]。例如,王翹秀等基于头皮 EEG 信号和同步似然方法构建脑网络^[15],研究结果显示恐高严重程度越高,脑网络平均连接强度越高、聚类系数越大、特征路径长度越短,说明脑网络变得越复杂。可见,EEG 对于探究恐高个体的脑功能活动具有重要价值。

虚拟现实(VR)技术是一种借助计算机等设备生成的具有多种感官体验的虚拟世界的技术。相对

于传统的实验方法,VR通过模拟人们在现实生活中的真实情景,能够最大程度地诱发受试者的情绪,具有生态效度高、持续时间长以及可重复操作等优点,因此VR技术使高空环境的模拟成为了现实。同时还有研究表明,虚拟环境条件下能够充分调动受试者在身体上和精神上的参与感,诱发更强的情绪^[16]。

本文通过虚拟现实技术模拟高空情景,记录该情景下的脑电,利用精确低分辨率电磁断层扫描(eLORETA)和延迟线性相干(LLCoh)方法,对比分析不同程度恐高个体虚拟高空下皮层电流密度和脑网络的小世界特性,揭示恐高个体皮层脑功能网络的差异特征,有助于理解恐高的神经机制,为恐高的神经调控以及恐高的康复训练提供理论依据。

表1 不同恐高组的人口学信息及恐高得分统计情况

Table 1 Statistics of demographic information and AQ scores for groups with different degrees of fear of heights

参数	数值			<i>p</i>
	no-FoH(<i>N</i> =20)	m-FoH(<i>N</i> =25)	s-FoH(<i>N</i> =24)	
年龄	22.1±1.6	23.2±2.8	22.1±2.5	0.20
体重/kg	69.9±7.3	72.8±11.5	69.9±9.2	0.49
身高/cm	176.2±4.9	176.8±7.4	174.9±6.3	0.57
教育年限/a	16.5±1.2	16.7±1.6	16.0±1.5	0.27
恐高-焦虑得分	10.3±6.8	27.5±7.9	63.4±13.3	<0.01
恐高-回避得分	2.9±1.9	9.0±4.8	19.6±6.4	<0.01

1.2 实验设计

本研究利用Unity 3D软件创建虚拟高空环境,被试者配戴HTC VIVE Pro Eye设备,进入虚拟高空情景从而产生恐高反应。实验室实际的场景是一块长为4.8 m、宽为0.5 m的木板如图1(a)所示。木板底部安装弹簧,被试者即使站在上面不动也会感觉到有点轻微的晃动,这样可以达到增强恐惧感的目的。该木板被映射到虚拟环境中

1 脑电信号采集及预处理

1.1 被试者信息

本研究从空军军医大学共招募了69名男性大学生,并进行恐高量表问卷(AQ)测试,包括恐高-焦虑(AQ-anxiety)和恐高-回避(AQ-avoidance)两个子量表。根据问卷得分,将被试者分为3组:恐高-焦虑得分小于等于20且恐高-回避得分小于等于6划分为非恐高组(no-FoH,20名);恐高-焦虑得分大于等于40且恐高-回避得分大于等于12划分为重度恐高组(s-FoH,24名);其余划分为轻中度恐高组(m-FoH,25名)。表1总结了不同恐高组被试的信息,*N*为被试者数量。统计结果显示,不同恐高组在年龄、体重、身高和教育年限等方面都没有显著性差异($p>0.05$)。

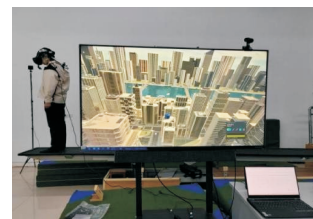
是一块同样大小的透明木板,悬挂在260 m高的屋檐边上,如图1(b)所示。在每位参与者熟悉整个实验流程和虚拟现实环境后,实验者帮助被试者戴上HTC VIVE Pro Eye设备,然后搀扶被试者缓慢走向木板的末端并保持静止状态。接下来,受试者被暴露在虚拟高空环境中,并被告知轻微低头往下看地面,同时尽可能地保持身体不动,如图1(c)所示。



(a)现实世界中的实体木板



(b)虚拟世界中由 HTC VIVE Pro Eye 映射的透明木板



(c)受试者被暴露在虚拟的高空场景中

图1 虚拟高空暴露实验

Fig.1 Virtual high-altitude exposure experiment

1.3 脑电信号采集及预处理

使用德国 BP(Brain Products)公司 32 通道无线便携式脑电设备(LiveAmp 放大器)连续记录被试者 3 min 的脑电信号。信号采样率为 500 Hz,每个电极阻抗在 10 k Ω 以下。脑电通道各电极位置分布如图 2 所示,所有电极位置符合国际标准 10-20 系统,接地电极在 Fp1 和 Fp2 电极之间,双侧乳突 TP9 和 TP10 为参考电极。采集到的脑电信号往往包含了一些噪声伪迹如眼电,如果不去除这些伪迹的话,会影响脑电后续的分析结果。所以,在分析脑电信号之前,需要对其进行预处理,也就是尽可能地将这些伪迹消除。本文使用 EEGLAB 工具包^[17]在 MATLAB 软件上对脑电进行预处理,包括转平均参考、信号降采样到 256 Hz、有限冲击响应(FIR)滤波器进行 2~20 Hz 的带通滤波、独立成分分析(ICA)方法去除眼电和肌电等伪迹干扰。最后,从每位被试者脑电信号中选择连续 2 min 的信号用于分析。

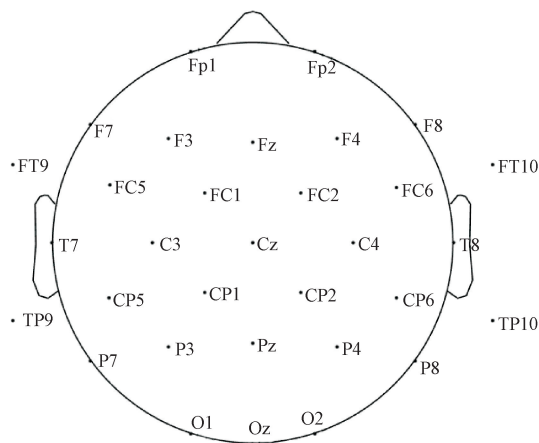


图 2 32 通道脑电帽电极位置分布

Fig. 2 Distribution of electrode positions of 32-channel electroencephalogram cap

2 方法介绍

2.1 精确低分辨率电磁断层扫描

根据头皮测量到的 EEG 信号反演脑内神经元电活动分布,实际上是一个脑电逆问题求解的过程也就是溯源。本研究采用精确低分辨率电磁断层扫描方法,估计皮层神经元电活动分布情况^[18]。该方法是一种线性加权最小范数反解方法,通过模板 MNI152^[19]建立了三维空间坐标系,以及边界元法(BEM)^[20]构建头模型,将整个大脑皮层灰质分割成 6 239 个体素(源),每个体素大小为 5 mm $\times$ 5 mm $\times$

5 mm。该方法在最小模估计(MNE)方法估算源的基础上,再对每个估算源的方差进行标准化处理,从而得到源的电流密度分布(由于每个源的电流密度被标准化处理,因此电流密度仅表示大小,没有单位)。本研究提取了不同程度恐高个体 4 个频段神经电活动功率,分别是 δ (1~4 Hz)、 θ (4~7 Hz)、 α (8~12 Hz)以及 β (13~20 Hz)。

2.2 延迟线性相干

延迟线性相干方法用于评估不同脑区之间的连接强度^[21]。考虑到体素数量较多,且邻近的体素一般具有一致的放电活动即相关性很高。为了简化计算,本研究依据 Desikan-Killiany 模板^[22]首先将大脑皮层划分为 68 个感兴趣区域(ROIs),每个大脑半球各 34 个 ROIs,取区域内所有体素电流密度的均值作为每个 ROI 的源估计。接着,使用 LLCoh 方法计算任意两个 ROI 之间的功能连接强度,因此可以得到 68 $\times$ 68 的关联矩阵。假设两个 ROIs 时间序列为 X 和 Y ,在频率 ω 处的延迟线性相干定义如下^[21]

$$C_{XY}(\omega) = \frac{[\text{Im}(X_f(\omega)Y_f^*(\omega))]^2}{|X_f(\omega)| |Y_f(\omega)| - [\text{Re}(X_f(\omega)Y_f^*(\omega))]^2} \quad (1)$$

式中: $C_{XY}(\omega)$ 表示 X 和 Y 在频率 ω 处的延迟线性相干; X_f 和 Y_f 表示 X 和 Y 的傅里叶变换; $|X_f(\omega)|$ 和 $|Y_f(\omega)|$ 表示 X_f 和 Y_f 在频率 ω 处的模。

2.3 网络小世界度

在计算功能连接矩阵之后,以 68 个 ROIs 作为节点,感兴趣区域 i 和 j 之间的连接强度作为边构建复杂脑网络。为了使网络度量具有可比性,相比较的网络应该具有相同的节点(也就是连接密度)^[23]。目前,对于连接密度的选择还没有统一的标准,所以本研究选取了一个广泛的连接密度范围即 0.1~1.0,步长为 0.05。具体地,对于某个连接密度 m 下,首先将功能连接矩阵中的元素按照从大到小顺序排列。其次,保留前 $m \times 100\%$ 的元素并赋值为 1,其余元素置为 0。于是,得到该连接密度范围下一系列二值脑网络。

小世界网络由 Watts 和 Strogatz 于 1988 年首次提出^[24],该网络具有与规则网络类似的聚类系数,同时又具有与随机网络类似的特征路径长度,从而保证了网络在局部和全局水平上信息处理的高效性。基于 EEG 和 fMRI 的研究一致表明,静息态下正常大脑具有小世界网络特性^[25-26]。小世界度(σ)

综合反映了复杂网络局部区域信息处理与不同区域之间信息传递的能力(通常,小世界网络应该满足 $\sigma > 1$ ^[27]),通过网络拓扑属性中的归一化聚类系数与归一化特征路径长度的比值计算得到,计算式^[27]如下

$$\sigma = \frac{\gamma}{\lambda} = \left(\frac{C}{C_{\text{rand}}} \right) / \left(\frac{L}{L_{\text{rand}}} \right) \quad (2)$$

式中: γ 和 λ 分别表示归一化聚类系数和归一化特征路径长度; L 和 C 分别对应真实网络的特征路径长度和聚类系数; L_{rand} 和 C_{rand} 分别对应同等条件下随机网络(与真实网络具有相同数目的节点、边和度分布)的平均特征路径长度和聚类系数^[28]。为了消除单个随机网络对结果造成的偶然性,本文构建了100组与真实网络相匹配的随机网络,所有随机网络拓扑属性的均值被用于 σ 的计算。本文在MATLAB软件上使用BCT(Brain Connectivity Toolbox)工具包^[29]计算网络拓扑属性。因此,每个被试者每个频段脑电下可获得每个连接密度的小世界度 σ 。

2.4 统计分析

使用非参数统计映射(SnPM)方法,对比不同程度恐高个体之间皮层电流源密度功率差异(取10的对数,进行体素之间独立 F 检验),该方法通过置换测试(本文置换次数设置为5 000)来进行统计推断。对于不同恐高组脑网络小世界属性的比较,首先采用Kolmogorov-Smirnov检验两组数据的分布,如果都满足正态分布,使用独立样本 t 检验;否则,使用Mann-Whitney U 检验法。如果多个连接密度下不同恐高组之间脑网络小世界属性存在显著差异(说明结果的鲁棒性较强),则采用线性回归方法进一步探究其与AQ-anxiety和AQ-avoidance之间的关系。此外,采用错误发现率(FDR)^[30]对统计结果进行多重比较校正,统计显著性设置为 $p < 0.05$ 。

3 结果与讨论

3.1 不同恐高组不同频段下皮层电流密度比较

图3显示了不同恐高组 α 频段下皮层平均电流密度分布。由图可知,no-FoH组最大电流密度为2.86,位于额叶(额上回;布洛德曼6区(Brodmann area 6, BA 6), $[x, y, z] = [5, -5, 70]$ mm),m-FoH组最大电流密度为3.66,位于枕叶(楔叶BA 18, $[x, y, z] = [-5, -100, 20]$ mm),s-FoH

组最大电流密度为2.88,同样位于枕叶(楔叶BA 18, $[x, y, z] = [-5, -100, 20]$ mm)。不同恐高组其他频段皮层最大电流密度分布如表2所示。 δ 和 θ 频段下no-FoH组主要涉及到边缘叶(钩回),而m-FoH组和s-FoH组主要涉及到额叶(额中回); β 频段下不同恐高组最大电流都在颞叶。这些结果显示,与no-FoH组相比,m-FoH组和s-FoH组的皮层电流密度最大值比较接近,分布脑区也较一致,但脑结构位置有所不同。由此可见,不同恐高组不同频段下皮层电流源分布有所不同,说明高空暴露对不同程度恐高个体神经电活动影响不同,表现出不同的脑状态。

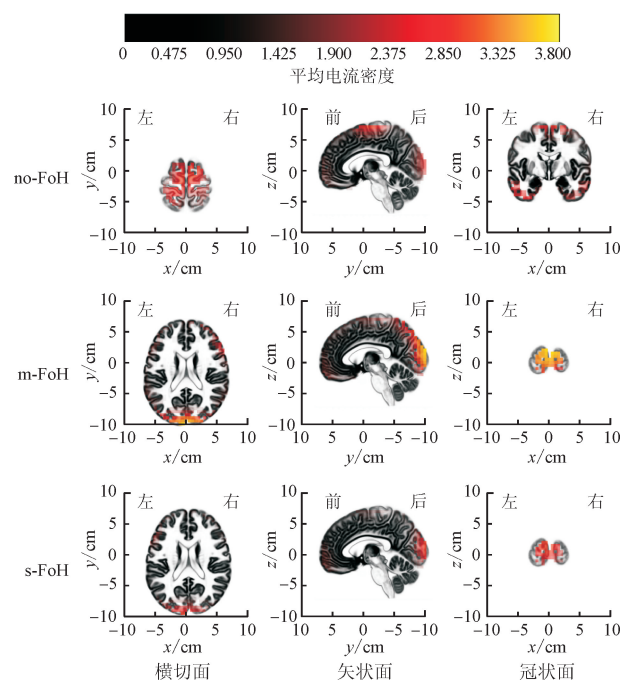


图3 不同恐高组 α 频段下皮层平均电流密度分布

Fig. 3 Distribution of average cortical current density of different FoH groups in α band

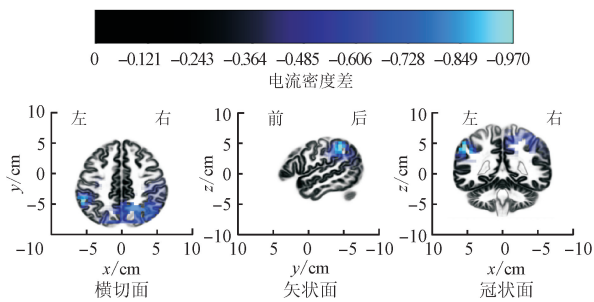
图4显示了 α 频段下不同恐高组之间具有显著性差异皮层电流密度差分布情况。结果显示,相对于m-FoH组,no-FoH组顶叶的电流密度显著减小(包括2个体素,其中电流密度最大值位置为顶下叶,BA 40, $[x, y, z] = [-55, -45, -45]$ mm);而no-FoH组(包括23个体素,其中电流密度最大值位置为额中回,BA 6, $[x, y, z] = [35, -5, 65]$ mm)和m-FoH组(包括18个体素,其中电流密度最大值位置为中央前回,BA 10, $[x, y, z] = [45, -10, 55]$ mm)的额叶电流密度要显著高于s-FoH组。其他频段(δ 、 θ 、 β)条件下,不同恐高组之间皮层电流密度没有显著性差异。

表 2 不同恐高组不同频段皮层最大电流密度分布

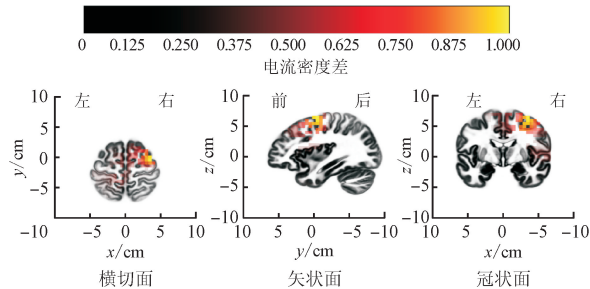
Table 2 Distribution of cortical maximum current density of different FoH groups in different frequency bands

频段	组别	电流密度最大值	MNI 坐标/mm			脑区	脑结构	布罗德曼区(BA)
			<i>x</i>	<i>y</i>	<i>z</i>			
δ	no-FoH	1.73	25	0	-45	边缘叶	钩回	BA 20
	m-FoH	1.55	45	45	-15	额叶	额中回	BA 11
	s-FoH	1.50	-45	45	-15	额叶	额中回	BA 11
θ	no-FoH	1.12	25	0	-45	边缘叶	钩回	BA 20
	m-FoH	0.95	45	45	-15	额叶	额中回	BA 11
	s-FoH	1.01	-45	45	-15	额叶	额中回	BA 11
β	no-FoH	3.84	65	-10	-25	颞叶	颞下回	BA 20
	m-FoH	4.34	-65	-30	-20	颞叶	颞中回	BA 21
	s-FoH	4.62	-55	-5	-40	颞叶	颞下回	BA 20

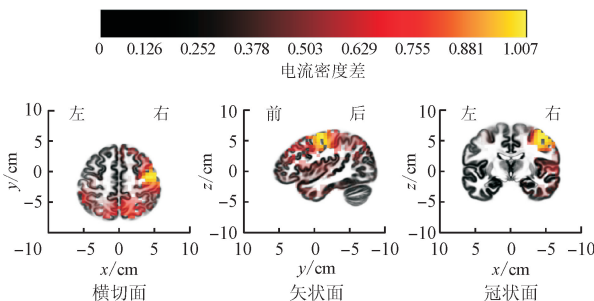
注: MNI 坐标为蒙特利尔神经病学研究所标准坐标。



(a) no-FoH 组与 m-FoH 组之间



(b) no-FoH 组与 s-FoH 组之间



(c) m-FoH 组与 s-FoH 组之间

图 4 α 频段下不同恐高组之间显著性差异皮层电流密度差的分布情况

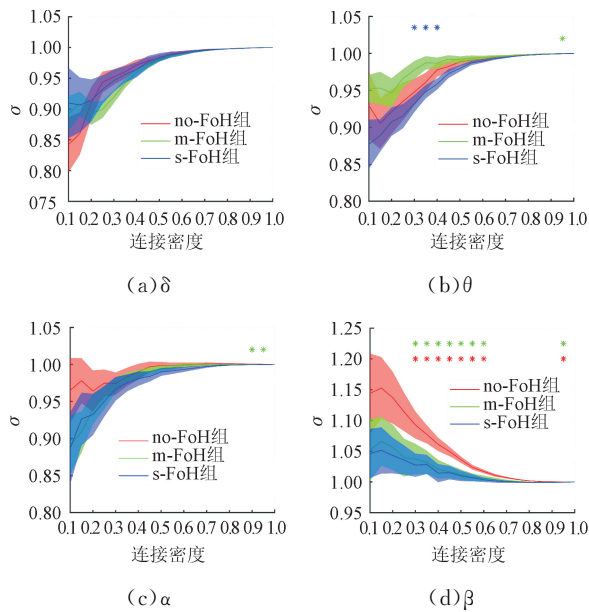
Fig. 4 Distribution of cortical current density for significant differences between different FoH groups in α band

从以上结果可以看出,不同恐高组皮层电流密度分布差异主要与额叶 α 频段有关,且 no-FoH 组

和 m-FoH 组的额叶显著高于 s-FoH 组。通常, α 脑电节律被认为是大脑处于非活跃、空闲状态的一种表现^[31],而额区是与情绪调节密切相关的脑区^[32],所以额区 α 频段神经电活动减小,可能表明重度恐高个体处于虚拟高空暴露条件下表现出极度的紧张脑状态,容易导致一些异常行为的发生。

3.2 不同恐高组不同频段下脑网络小世界特性比较

图 5 呈现了不同频段下不同恐高组之间皮层脑网络小世界特性比较结果。结果显示,与 no-FoH 组相比, m-FoH 组和 s-FoH 组在相对广的连接密度范围(0.3~0.6)下, β 频段脑网络的小世界度显著减小,且不同恐高组 $\sigma > 1$,反映了结果具有较强的鲁棒性。该连接密度范围下, β 频段小世界度与恐高-焦虑和恐高-回避得分的相关性结果如表 3 所示。可以看到,每个连接密度条件下 β 频段小世界度与恐高-回避得分存在显著的负相关,提示其可作为恐高症诊断的潜在客观生理指标。其他频段下,不同恐高组之间脑网络的小世界属性几乎没有显著性差异,且不同恐高组 $\sigma < 1$ 。但是,某些连接密度下(比如 0.9),非恐高组与重度恐高组的 α 频段脑网络小世界度存在显著性差异。结果表明, δ 、 θ 、 α 频段下,不同恐高组脑网络趋于随机化,而所有组 β 频段脑网络具有小世界网络特征,但恐高组(即 m-FoH 组和 s-FoH 组)小世界度指数要低于非恐高组(即 no-FoH 组),说明恐高个体功能分离与功能整合这两个基本脑网络组织原则的优势要低于非恐高个体,大脑信息处理能力相对偏弱。此外,在对网络拓扑属性进行分析时,建议选择一个相对较宽的连接密度范围,避免单个连接密度造成结果的随机性或主观性。



图中曲线上、下阴影—标准误差;红色*—no-FoH组与m-FoH组具有显著性差异;绿色*—no-FoH组与s-FoH组具有显著性差异;蓝色*—m-FoH组与s-FoH组具有显著性差异。

图5 不同频段下脑网络小世界度 σ 随连接密度的变化

Fig. 5 Small-worldness (σ) as a function of connection density under different frequency bands

表3 不同连接密度条件下 β 频段脑网络小世界度与恐高量表问卷得分相关性结果

Table 3 Correlation results between the small-world-ness index in β and acrophobia questionnaire (AQ) scores under different connection density values

连接密度	恐高-焦虑得分		恐高-回避得分	
	r	p	r	p
0.30	-0.128	0.296	-0.267	0.027
0.35	-0.126	0.303	-0.245	0.043
0.40	-0.172	0.157	-0.282	0.019
0.45	-0.166	0.174	-0.279	0.020
0.50	-0.157	0.199	-0.315	0.009
0.55	-0.123	0.312	-0.325	0.007
0.60	-0.157	0.197	-0.344	0.004

4 结 论

本研究借助虚拟现实技术设计了虚拟高空情景实验,使用精确低分辨率电磁断层扫描和延迟线性相干方法,对该情景下不同恐高个体的 EEG 信号进行了首次分析。研究发现,no-FoH 组和 m-FoH 组 α 频段额叶皮层电流密度要显著高于 s-FoH 组,而 m-FoH 组 α 频段顶叶皮层电流密度相对于 no-FoH 组显著增强,表明高空对不同程度恐高个体皮层电

活动影响不同,且主要与 α 频段密切相关。研究还发现,m-FoH 组和 s-FoH 组 β 频段皮层脑网络的小世界度指数明显降低,说明虚拟高空条件下,恐高个体最佳的功能脑网络平衡受到破坏,很有可能使得其大脑在信息处理方面存在功能失调,表现出异常行为如眩晕。总之,本研究揭示了虚拟高空情景暴露下恐高个体相对于非恐高个体皮层功能脑网络的差异性,有助于恐高神经机制的进一步研究以及为恐高治疗提供了理论依据。

参考文献:

- [1] HUPPERT D, WUEHR M, BRANDT T. Acrophobia and visual height intolerance: advances in epidemiology and mechanisms [J]. Journal of Neurology, 2020, 267(S1): 231-240.
- [2] LIU Jun, LIN Longnian, WANG D V. Representation of fear of heights by basolateral amygdala neurons [J]. Journal of Neuroscience, 2021, 41(5): 1080-1091.
- [3] POKORNY L, BESTING L, ROEBRUCK F, et al. Fearful facial expressions reduce inhibition levels in the dorsolateral prefrontal cortex in subjects with specific phobia [J]. Depression and Anxiety, 2022, 39(1): 26-36.
- [4] MAERCKER A, CLOITRE M, BACHEM R, et al. Complex post-traumatic stress disorder [J]. Lancet, 2022, 400(10345): 60-72.
- [5] WANG Qiaoxiu, WANG Hong, HU Fo, et al. Using convolutional neural networks to decode EEG-based functional brain network with different severity of acrophobia [J]. Journal of Neural Engineering, 2021, 18(1): 016007.
- [6] LANDOWSKA A, ROBERTS D, EACHUS P, et al. Within-and between-session prefrontal cortex response to virtual reality exposure therapy for acrophobia [J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2018, 12: 362.
- [7] HANG Yaming, ZHONG Yuan, ZHANG Guojia, et al. Altered spontaneous neural activity in frontal and visual regions in patients with acrophobia [J]. Journal of Affective Disorders, 2022, 303: 340-345.
- [8] GUO Meilin, ZHONG Yuan, XU Jingren, et al. Altered brain function in patients with acrophobia: a voxel-wise degree centrality analysis [J]. Journal of Psychiatric Research, 2023, 164: 59-65.
- [9] BONANÇA G M, GERHARDT G J L, MOLAN A L, et al. EEG alpha and theta time-frequency structure during a written mathematical task [J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2024, 62(6):

- 1869-1885.
- [10] MA Zhen, YANG Xinyi, MENG Jiayuan, et al. Decoding arm movement direction using ultra-high-density EEG [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2025, 29(6): 4035-4045.
- [11] CHEN Cheng, FANG Hao, YANG Yuxiao, et al. Model-agnostic meta-learning for EEG-based inter-subject emotion recognition [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2025, 22(1): 016008.
- [12] YANG Hongliu, MÜLLER J, EBERLEIN M, et al. Seizure forecasting with ultra long-term EEG signals [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2024, 167: 211-220.
- [13] LIN S Y, LIN Chenpei, HSIEH T J, et al. Multiparametric graph theoretical analysis reveals altered structural and functional network topology in Alzheimer's disease [J]. *NeuroImage: Clinical*, 2019, 22: 101680.
- [14] WANG Chao, XU Jin, ZHAO Songzhen, et al. Graph theoretical analysis of EEG effective connectivity in vascular dementia patients during a visual oddball task [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2016, 127(1): 324-334.
- [15] 王翹秀, 王宏, 胡佛, 等. 基于脑区社团结构的恐高程度识别模型 [J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2021, 42(3): 381-388.
- WANG Qiaoxiu, WANG Hong, HU Fo, et al. Recognition model of fear of heights based on brain region community structure [J]. *Journal of Northeastern University(Natural Science)*, 2021, 42(3): 381-388.
- [16] MEULEMAN B, RUDRAUF D. Induction and profiling of strong multi-componential emotions in virtual reality [J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2021, 12(1): 189-202.
- [17] DELORME A, MAKEIG S. EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2004, 134(1): 9-21.
- [18] PASCUAL-MARQUI R D, LEHMANN D, KOUKKOU M, et al. Assessing interactions in the brain with exact low-resolution electromagnetic tomography [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society: A Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2011, 369(1952): 3768-3784.
- [19] MAZZIOTTA J, TOGA A, EVANS A, et al. A probabilistic atlas and reference system for the human brain; international consortium for brain mapping (ICBM) [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London: Series B Biological Sciences*, 2001, 356(1412): 1293-1322.
- [20] FUCHS M, KASTNER J, WAGNER M, et al. A standardized boundary element method volume conductor model [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2002, 113(5): 702-712.
- [21] CALIANDRO P, VECCHIO F, MIRAGLIA F, et al. Small-world characteristics of cortical connectivity changes in acute stroke [J]. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 2017, 31(1): 81-94.
- [22] DESIKAN R S, SÉGONNE F, FISCHL B, et al. An automated labeling system for subdividing the human cerebral cortex on MRI scans into gyral based regions of interest [J]. *NeuroImage*, 2006, 31(3): 968-980.
- [23] JALILI M. Functional brain networks: does the choice of dependency estimator and binarization method matter? [J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 29780.
- [24] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks [J]. *Nature*, 1998, 393(6684): 440-442.
- [25] TIAN Lixia, WANG Jinhui, YAN Chaogan, et al. Hemisphere-and gender-related differences in small-world brain networks: a resting-state functional MRI study [J]. *NeuroImage*, 2011, 54(1): 191-202.
- [26] ACHARD S, BULLMORE E. Efficiency and cost of economical brain functional networks [J]. *PLoS Computational Biology*, 2007, 3(2): e17.
- [27] HUMPHRIES M D, GURNEY K, PRESCOTT T J. The brainstem reticular formation is a small-world, not scale-free, network [J]. *Proceedings of the Royal Society: B Biological Sciences*, 2006, 273(1585): 503-511.
- [28] MASLOV S, SNEPPEN K. Specificity and stability in topology of protein networks [J]. *Science*, 2002, 296(5569): 910-913.
- [29] RUBINOV M, SPORNS O. Complex network measures of brain connectivity: uses and interpretations [J]. *NeuroImage*, 2010, 52(3): 1059-1069.
- [30] BENJAMINI Y, HOCHBERG Y. Controlling the false discovery rate: a practical and powerful approach to multiple testing [J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1995, 57(1): 289-300.
- [31] GARAKH Z, LARIONOVA E, SHMUKLER A, et al. EEG alpha reactivity on eyes opening discriminates patients with schizophrenia and schizoaffective disorder [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2024, 161: 211-221.
- [32] PRICE J L, DREVETS W C. Neural circuits underlying the pathophysiology of mood disorders [J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2012, 16(1): 61-71.

(编辑 杜秀杰)