

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209724

# 基于脑电样本熵功率谱的VR诱发晕动症分析<sup>\*</sup>

柴立宁<sup>1,2</sup> 化成城<sup>1,2</sup> 周占峰<sup>1,2</sup>

(1.南京信息工程大学自动化学院 南京 210044; 2.南京信息工程大学江苏省智能气象探测机器人工程研究中心 南京 210044)

**摘要:** 如今,虚拟现实(VR)技术已在各个领域得到广泛应用,但很多VR系统在带给用户沉浸式体验时会使其产生一种不适症状——虚拟现实晕动症。为弄清虚拟现实晕动症对大脑神经活动的作用,本研究招募被试者利用头戴式VR体验虚拟现实晕动症诱发场景,记录体验前及过程中被试者的脑电信号。采用样本熵及功率谱方法提取不同状态下被试者脑电特征,并进行显著性检验。从全频段来看,在电极F8、F12、CZ、CPZ及OZ处的样本熵均值具有显著性差异,在电极F7、T7及T8处的功率谱均值具有显著性差异( $P < 0.01$ );从分频段来看,在Delta及Theta频段的样本熵均值及功率谱均值同时具有显著性差异( $P < 0.01$ )。研究结果表明,样本熵与功率谱分析结果可能与虚拟现实晕动症有关,有望成为度量虚拟现实病的有效指标。

**关键词:** 虚拟现实;晕动症;脑电信号;样本熵;功率谱;显著性检验

**中图分类号:** TP391;TH782 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Analysis of motion sickness induced by VR based on Sample entropy and Power spectrum of EEG

Chai Lining<sup>1,2</sup> Hua Chengcheng<sup>1,2</sup> Zhou Zhanfeng<sup>1,2</sup>

(1. School of Automation, Nanjing University of Information Science &amp; Technology, Nanjing 210044, China;

2. Jiangsu Province Engineering Research Center of Intelligent Meteorological Exploration Robot(C-IMER),

Nanjing University of Information Science &amp; Technology, Nanjing 210044, China)

**Abstract:** Nowadays, virtual reality (VR) technology has been widely used in various fields, but many VR systems will cause users to have an uncomfortable symptom when they bring immersive experience—Virtual reality motion sickness. In order to understand the effects of virtual reality motion sickness on brain neural activity, this study recruited subjects to experience virtual reality motion sickness induced scenes by head-mounted VR, and recorded their EEG signals before and during the experience. Sample entropy and Power spectrum were used to extract EEG characteristics of subjects in different states, and significance test was carried out. In the whole frequency band, the mean values of Sample entropy at electrodes F8, F12, CZ, CPZ and OZ were significantly different, and the mean values of Power spectrum at electrodes F7, T7 and T8 were significantly different ( $P < 0.01$ ). In terms of frequency bands, the mean values of Sample entropy and Power spectrum in Delta and Theta bands were significantly different ( $P < 0.01$ ). The results show that the Sample entropy and Power spectrum analysis results may be related to virtual reality motion sickness, which is expected to be an effective index to measure virtual reality sickness.

**Keywords:** virtual reality; motion sickness; EEG; sample entropy; power spectrum; significance test

## 0 引言

虚拟现实晕动症严重影响用户体验,制约虚拟现实行业发展。虚拟现实晕动症指的是当用户暴露在虚拟环境中时产生自身运动幻觉的副作用,大体上可分为三类:恶心、定向障碍、眼部不适<sup>[1]</sup>。虽然人们对虚拟现实晕动症的症

状有较深理解<sup>[2]</sup>,但对其产生原因还是一知半解<sup>[3]</sup>。有研究表示暴露时间对虚拟现实晕动症有较大影响<sup>[4]</sup>,还有一些研究认为用户在使用时的姿势会对其产生影响<sup>[5]</sup>,但虚拟现实晕动症的成因最终都集中于三大理论:中毒理论、姿势不稳定理论及感觉不匹配理论。其中,感觉不匹配理论是一种被广泛接受的解释,它认为虚拟现实晕动症产生的

收稿日期:2022-04-24

<sup>\*</sup> 基金项目:江苏省自然科学基金(BK20200821, BK20170955)、南京信息工程大学人才启动经费项目(2020r075)资助

原因是视觉与前庭系统之间的信息冲突问题<sup>[6]</sup>。对于研究虚拟现实晕动症的诱因、发展规律、治疗或缓解方法等问题,检测用户是否出现虚拟现实晕动症是首要前提。当前用于虚拟现实晕动症检测的指标或方法有:问卷调查、行为数据、生理指标、脑成像。

早期对于虚拟现实晕动症的研究主要基于被试者主观问卷调查,Yildirim<sup>[7]</sup>通过提出并测试了一个因果中介模型来研究虚拟现实晕动症对虚拟现实游戏体验的影响,并要求参与者根据自身的情况填写调查问卷表,其结果表明在虚拟现实游戏中,虚拟现实晕动症水平的增加会导致游戏乐趣的下降;Chen 等<sup>[8]</sup>通过虚拟环境长时间暴露实验去研究暴露时长与虚拟现实晕动症严重程度间的关系,并要求被试在各阶段填写模拟量表,其研究结果表明:暴露于虚拟环境中的时间越长,虚拟现实晕动症就越严重;Deborap 等<sup>[9]</sup>通过让参与者在虚拟轮椅训练模拟器上按照指定路线完成一些任务来分析虚拟现实晕动症,他们把完成任务的时间和错误的数量作为分析虚拟现实晕动症的指标,结果表明:虚拟现实晕动症的程度与任务表现及沉浸感之间存在负相关;Weech 等<sup>[10]</sup>通过在 VR 中使用噪声电流 GVS 来研究对前庭施加噪音是否会影响虚拟现实晕动症的严重程度,通过主观问卷比较前后晕动症水平,其研究结果表明,在高强度的 VR 应用中对前庭施加噪声电刺激可导致虚拟现实晕动症的短暂下降,但这些影响的消退是非常迅速的,表明前庭处理过程中不适应的状态迅速重建;Liu 等<sup>[11]</sup>通过设置三个不同的穴位刺激条件来研究经济友好型的刺激方法对虚拟现实晕动症的影响,他们采用问卷调查的方法对三种情况下的晕动症状进行比较,结果表明:穴位加针灸的刺激方法在减少虚拟现实晕动症方面有显著的效果。

上述研究均采用问卷调查形式,其无法提供实时的定量测量,很难在虚拟环境中客观的评估虚拟现实晕动症水平<sup>[12]</sup>。因此研究人员开始着手对多种生理信号的研究,想发现其是否与虚拟现实晕动症存在关联,因为生理信号具有不易伪装、实时差异性等优点,所以可更加客观的评估虚拟现实晕动症水平<sup>[13]</sup>。Jung 等<sup>[14]</sup>通过收集参与者在有无地板振动的路径下行驶越野车辆驾驶模拟器时的心率、皮肤电反应及瞳孔大小来研究地板振动对虚拟现实晕动症的影响,结果表明:与没有地板振动的体验相比,VR 体验中的地板振动可减轻虚拟现实晕动症。Islam 等<sup>[15]</sup>通过收集 31 名健康参与者沉浸在虚拟现实过山车模拟时的心率、呼吸频率及皮肤电反应来研究用户的生理信号与虚拟现实晕动症的关系,结果表明:参与者在虚拟现实晕动症发生时的生理信号与休息时的基线有显著差异。

生理信号中脑电信号包含了大量的生理和病理信息,其内的很多有用成分,对于神经医学、临床检测及新兴脑机接口科学技术的发展,都有深远的意义。此外,由于脑电信号具有高时间分辨率且便于实时测量的优势与可行性,所

以基于脑电信号的虚拟现实晕动症检测的研究逐渐增加,脑电信号研究一般流程为:数据采集、数据预处理、特征提取及分类<sup>[16]</sup>。Khaitami 等<sup>[17]</sup>通过观察 9 名玩 3D 游戏的受试者脑电图来捕捉和研究虚拟现实晕动症的模式,其研究表明与基线条件相比,当受试者玩电子游戏几分钟后,Gamma 频段的标准差值有所增加,这表明虚拟现实晕动症已经开始;Celikcan 等<sup>[18]</sup>通过对基于脑电图的 VR 视觉舒适度改善的前驱研究得出几乎所有通道和所有速度配置的 Alpha 波段都存在功率平均值的衰减,最大的衰减发生在视觉皮层所在区域;Wibawa 等<sup>[19]</sup>通过对 9 名健康的受试者在玩 3D 电子游戏时的脑电图的测量来进行时域特征提取,其结果表明:方差、标准偏差、峰值数这 3 个特征是晕屏识别的最佳特征;Krokos 等<sup>[20]</sup>通过从参与者经历自我运动幻觉诱导晕动症时获取的脑电图信号与基线进行比较,得到参与者报告的晕动症与脑电图信号之间存在相关性,并发现 Delta 波、Theta 波及 Alpha 波与晕动症有高度的相关性且具有统计显著性。

尽管上述研究取得了不错的研究成果,但是对产生虚拟现实晕动症时脑电信号的量化研究还是比较少,如果把虚拟现实晕动症发生时大脑活动中的变化进行大量可视化研究,那么将来的研究人员可进一步解释虚拟现实晕动症产生的病因从而去做一些预防研究,这也为 VR 产业进一步发展提供了一些参考。因此,本研究利用一个虚拟现实晕动症诱发场景,记录体验该场景前后及过程中被试者的脑电信号。然后,采用功率谱及样本熵方法提取不同状态下被试者脑电特征,并进行统计分析,从而得到它们之间的特征差异。

本文的行文结构如下:第 2 节主要介绍数据采集及实验设计;第 3 节主要介绍了脑电数据处理方法,包括脑电数据的预处理以及对预处理后的数据进行特征提取;第 4 节给出研究结果并对结果进行讨论;第 5 节为总结和展望。

## 1 数据的采集及实验情况

### 1.1 实验设计

本次实验需要采集被试两组脑电数据,一组是采集被试虚拟现实晕动症暴露实验前静息状态下的 2 分钟脑电信号;另一组是采集被试虚拟现实晕动症暴露过程中,即任务状态下的脑电信号;并且被试需在实验前填写视觉诱发眩晕敏感度调查表(visual induced motion simulator sickness questionnaire, VIMSSQ),在实验结束后填写晕动症量表(simulator sickness questionnaire, SSQ)。实验流程如图 1 所示。被试佩戴脑电帽及 VR 头显,以坐姿进行实验,如图 2(d)所示。

### 1.2 实验设备及场景说明

在此实验中,脑电采集设备是可持续采集脑电信号的 32 通道 Neuroscan Grael EEG2,采样频率为 1 024 Hz,脑电帽 32 个电极采用国际 10~20 系统电极放置法放置,如

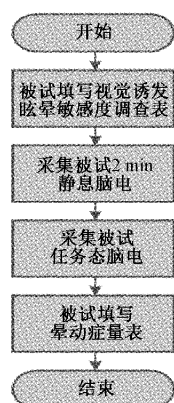


图1 实验流程

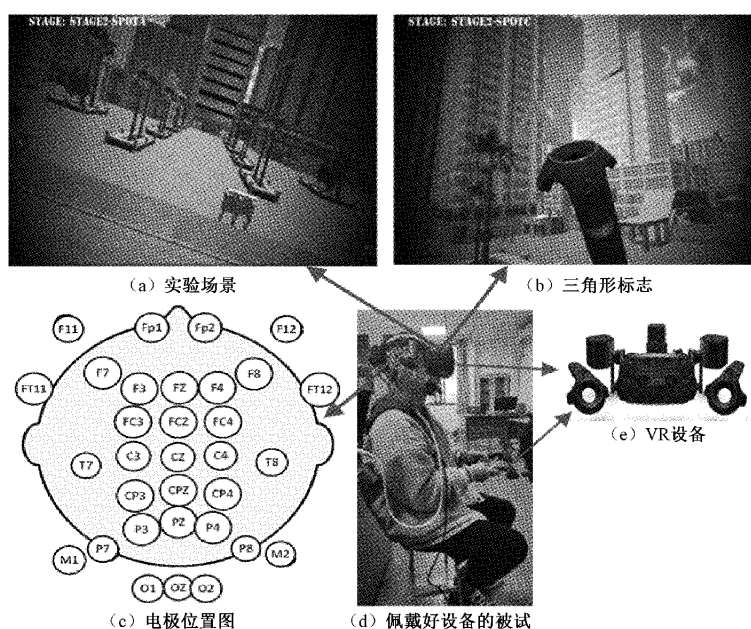


图2 实验设备及场景

长时间没有碰触到它,则任务自动结束,这是该应用的保护机制。

### 1.3 被试

实验一共招募了23名在校研究生(男生21人,女生2人),年龄区间为22~25岁,平均年龄为22.87岁。所有被试者均身体健康,没有精神病或者神经病史及光癫痫敏感的,也不存在对眩晕特别敏感的。另外实验要求被试:1)实验前要洗头,至少当天要洗;2)实验前24h不能服用可能影响状态的饮品或者药剂;3)视力或矫正视力正常;4)下午实验的被试要保证实验时正常的精神状态。

### 1.4 晕动症量表

SSQ量表是作为虚拟现实晕动症的主观测量所使用的表,它的有效性和可靠性已经确立并被用于很多相关研究。该表要求被试基于实验时的真实感受填写,问卷的结果将作为虚拟现实病的基准。该表包括16种不同的症状且每种症状程度分为4个等级,分别为:没有、轻微、中等、

图2(c),数据的采集软件为Curry8。VR设备为HTC Vive Pro Eye套件如图2(e)。另外,实验使用的虚拟现实晕动症诱发场景为Vectorush工作室开发的《VRQ test》,该场景为测试晕屏的VR闯关游戏,如图2(a),它共分为三个大关卡,每个大关卡里面又同时包含四个小关卡,每个小关卡持续时间为10~25s不等的长度。场景中会随机出现左右方向的偏航,前后方向的俯仰及上下方向的翻滚等一些动作,被试可以通过转动头部控制自己的视觉角度且手部是可以自由运动的,但是不能够控制各动作场景出现的时机。此外,每一个小关卡都会在某个动作场景下出现三角形的标志,如图2(b),而被试需要拿手中的操作控制器去触碰它,以证明自己依然有能力继续完成接下来的任务,若被试

严重。最后,本文会把这些症状的严重程度转换成一个对应的分值,便于之后作为验证被试是否出现虚拟现实晕动症的重要参考。

### 1.5 实验流程

1)首先告诉被试实验的目的及注意事项,并告知其阅读知情同意书并签字方可实验;2)实验开始前让被试填写VIMSSQ调查表<sup>[8]</sup>,并告知实验是安全的且可随时终止实验;3)调整好各电极使其与头皮接触良好并使其阻值减小到一定值;4)采集被试约2min静息状态脑电信号;5)将VR头显给被试戴好并告知相关的操作流程;6)打开选定的VR场景让被试进入任务态,并采集此过程中的脑电信号;7)为被试拆除试验设备,并让被试及时填写SSQ量表。

## 2 数据处理

### 2.1 数据预处理

脑电信号幅值微弱易受干扰<sup>[21]</sup>,比如:脑电设备自身

和输电线路造成的干扰及其他生理信号如眨眼造成的眼电伪迹还有因被试身体及头部移动造成的肌电干扰等,因此需通过预处理以获取较为纯净的脑电信号。数据预处理的基本步骤包括:首先对数据进行手工去伪迹去除,即通过浏览脑电信号,将明显是噪声的片段剪切去除;接着进行去基线漂移以防信号偏移过多;然后对信号进行 0.5 Hz 的高通滤波及 45 Hz 的低通滤波处理且利用 50 Hz 的陷波滤波器去除工频干扰;接着本文采取的是独立成分分析(independent component analysis, ICA),对眼电伪迹进行去除,ICA 基本假设是脑电信号和眼电信号是相互独立的;可以将采集到的混合信号进行逆运算,从而得到各个相互独立的信号分量,只需从这些分量里找出伪迹成分然后手动去除。本次实验我们利用 ICA 将脑电信号分解为 32 个成分,然后通过眼电导联参考手动去除眼电伪迹成分。图 3(a)、(b)是预处理前后部分脑电图。

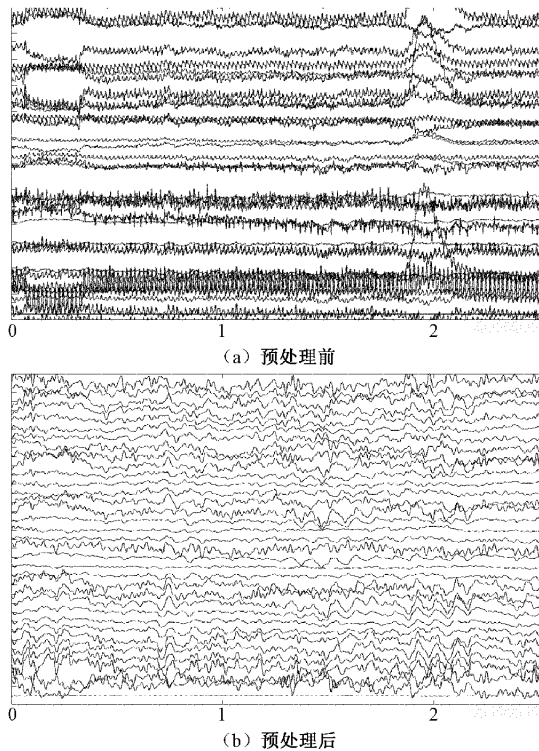


图 3 预处理前后脑电图

在此之后,本文还要对信号进行时间长度为 1 s 无重叠的分段处理以及频段的划分即:Delta 频段(0.5~4 Hz)、Theta 频段(4~8 Hz)、Alpha 频段(8~13 Hz)、Beta 频段(13~30 Hz)及 Gamma 频段(>30 Hz),这种划分并不是任意的,而是由脑振荡,包括突触衰变和信号动态传递的神经生物学机制所决定的。其中,Delta 频段往往出现在睡眠期间;Theta 频段往往出现在冥想、昏昏欲睡、催眠或睡眠状态期间;Alpha 频段通常出现在清醒、安静或闭眼期间;Beta 频段往往与活跃、繁忙或者交流的想法有关;Gamma 频段通常与信号的传导以及认知处理有关<sup>[22-23]</sup>。

## 2.2 特征提取方法

本文分别从脑电信号全频段及各频段使用了基于功率谱(power spectral density, PSD)及样本熵(sample entropy, SampEn)特征分析方法对 VR 诱发晕动症进行分析研究。

### 1) 功率谱分析

功率谱是功率谱密度函数的简称,它表示了信号功率随着频率的变化情况,即信号功率在频域的分布状况<sup>[24]</sup>。本文通过使用功率谱的这一特性将休息态与任务态脑电信号由原来幅度随时间变化变换为脑电功率随频率变化的谱图,从而可直观地观察到脑电节律的分布与变换情况,从而可进一步验证晕动症的发生情况。

它的计算公式如下:

(1)首先使用 FFT 将时域  $x(t)$  信号转换为频域  $x(f)$  信号如式(1)所示。

$$x(f) = \int e^{-2\pi ft} x(t) dt \quad (1)$$

(2)接着是 PDS 的求取公式如式(2)所示。

$$PSD = E[|x(f)|^2] \quad (2)$$

注:式中 E 表示期望值。

### 2) 样本熵分析

它是量化时间序列数据中不可预测性的度量。较小的 SampEn 值意味着更规则的时间序列,而较大的值意味着较不可预测,更不规则的时间序列;样本熵的计算不依赖数据长度;样本熵具有更好的一致性,即参数  $m$  和  $r$  的变化对样本熵的影响程度是相同的<sup>[25]</sup>。本文通过研究休息态与任务态脑电信号的样本熵特征来研究它们之间是否存在某些差异,从而去发现晕动症发生时,脑电信号样本熵发生了什么样的改变;反过来,它也可以去验证晕动症是否发生。

一般地,对于由  $N$  个数据组成的时间序列  $\{x(n)\} = x(1), x(2), \dots, x(N)$ , 样本熵的计算方法如下:

(1)序号连续顺序组成一组  $m$  维向量:  $U_m(1), U_m(2), \dots, U_m(N-m+1)$ , 其中:  $U_m(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)]$ ,  $1 \leq i \leq N-m+1$ ;

(2)定义两个  $m$  维向量  $U_m(i)$  和  $U_m(j)$  之间的距离  $d[U_m(i), U_m(j)]$  为两对应元素中差值最大的那个:  $d[U_m(i), U_m(j)] = \max\{|x(i+k) - x(j+k)|\}$ ,  $0 \leq k \leq m-1, 1 \leq i \leq N-m+1, 1 \leq j \leq N-m+1, i \neq j$ ;

(3) $r$  是设定的匹配过程公差阈值,给定一个阈值  $r$ , 对每一个  $i \leq N-m+1$  的值,统计  $d[U_m(i), U_m(j)]$  小于  $r \times SD$  ( $SD$  为序列的标准差)的数目  $N^m(i)$ , 并计算此数目与距离总数  $(N-m)$  的值,记作:  $C_m^r(i) = N^m(i)/(N-m)$ 。

(4)  $C_m^r(i)$  的平均值为:  $C_m^r = (N-m+1) \sum_{i=1}^{N-m+1} C_m^r(i)$ 。按序号连续顺序构造一组  $m+1$  维向量

$U_{m+1}(1), U_{m+1}(2), \dots, U_{m+1}(N-m+1)$ , 其中,  $U_{m+1}(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)]$ ,  $1 \leq i \leq N-m+1$ , 重复(3)~(5), 可得到:  $C_i^{m+1}(r), C_i^{m+1}(r)$ 。

(5) 样本熵定义为:  $\text{SampEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} | -\ln[C^{m+1}(r)/C^m(r) |$ , 当  $N$  为有限值时, 按上述步骤得出的是序列长度为  $N$  时样本熵的估计值, 记作:

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln[C^{m+1}(r)/C^m(r)] \quad (3)$$

### 3 结果与讨论

#### 3.1 主观分析结果

首先本文根据被试们所填的 VIMSSQ 的结果将其分为两组, 一组是 VIMSSQ 得分较高者 ( $>10$  分) 组成的晕动症易感组; 反之, VIMSSQ 得分较低者 ( $<10$  分) 为晕动症不易感组。其中有 1 名被试数据受干扰严重, 波形过于异常, 所以不参与数据分析。然后本文对晕动症易感组和不易感组进行了一个统计分析, 包括他们的年龄、身高及晕动症 SSQ 量表的平均得分, 并对结果做了  $t$  检验以验证它们之间是否存在显著性差异, 其结果如表 1 所示。

表 1 被试晕动症 SSQ 量表统计分析结果

	晕动症易感组	晕动症不易感组	$t$ 检验结果
年龄	$23.25 \pm 1.06$	$22.70 \pm 1.34$	$P > 0.05$
身高	$175.00 \pm 7.45$	$175.10 \pm 6.82$	$P > 0.05$
SSQ 得分	$17.08 \pm 6.08$	$6.20 \pm 2.53$	$P < 0.001$

由表 1 可得, 被试在参与能诱发晕动症实验前后的主观问卷调查结果具有显著性差异 ( $P < 0.001$ ), 说明了被试在任务态期间确实出现了晕动症的情况; 而年龄与身高引起的晕动症的结果并没有显著性差异 ( $P > 0.05$ ), 所以它们并没有统计学的意义。

#### 3.2 样本熵分析结果

样本熵的值主要与以下 3 个参数的选择有关: 数据序列的长度  $N$ , 维度  $m$  和阈值  $r$ 。依据 Yatindra Kumar<sup>[26]</sup> 等利用样本熵提取脑电特征的研究及结合本文的具体情况, 在计算样本熵时, 本文设置  $m=2, r=0.2SD, N=1024$ ,  $SD$  是计算数据的标准偏差。另外眩晕状态的变化通常是一个持续渐变的过程, 而脑电特征由于噪声干扰或估计误差导致一些变化剧烈的成分, 为了尽可能减少这些剧烈变化部分的干扰, 本文对脑电特征时间维度上进行窗宽为 5 的平滑处理<sup>[27]</sup>。

##### 1) 脑电信号全频段样本熵分析结果

首先本文计算所有被试休息态与任务态全频段全电极脑电信号的样本熵均值随时间变化情况, 其结果如图 4(a) 所示。由于全电极分析的话难免有些电极特征不明显或者呈现相反的状态, 进而会影响结果显著性。于是又经过统计分析发现休息态与任务态在电极 F8、F12、CZ、CPZ 及 OZ 处样本熵的差异较其它电极更明显, 于是本文

又对这 5 个电极的样本熵求了均值并画出它们样本熵的均值随时间变化情况如图 4(b) 所示。其中休息态脑电信号的采集时间为 2 分钟, 而任务态采集时间将近 3 min。

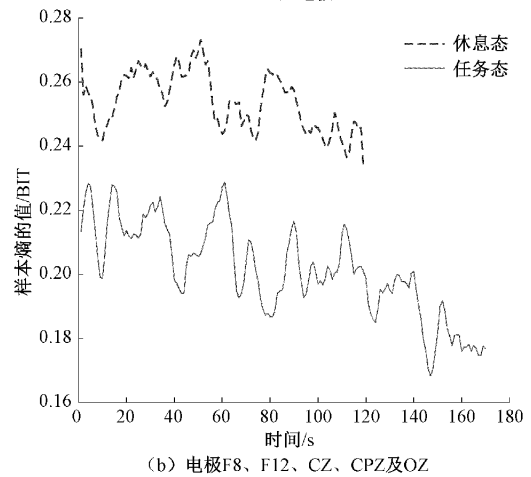
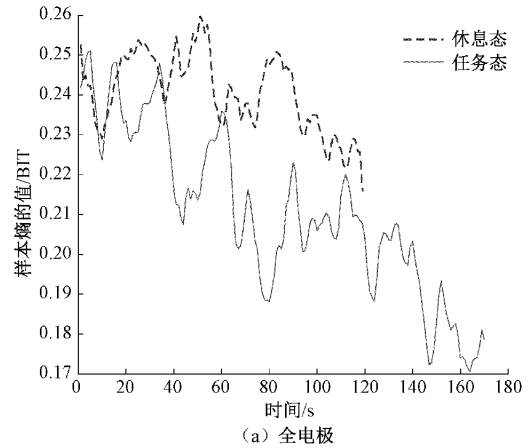


图 4 全频段脑电样本熵均值随时间变化情况

由图 4 可看出, 休息态的样本熵均值要大于任务态的样本熵均值, 由样本熵的特性可知, 样本熵的大小反映了数据的复杂度, 样本熵的值越大, 数据的复杂度也就越高。因此, 说明了任务态脑电信号要比休息态脑电信号更规则。进而说明晕动症发生时, 脑电信号的复杂度会有所降低。此外, 从图中还可以看出, 休息态脑电信号的样本熵均值随时间的变化波动, 没有太明显的趋势性; 而任务态脑电信号样本熵的均值随着时间的增加有明显的下降趋势, 这一点值得注意, 由于《VRQ test》中运动速度随时间提高、视角随时间增大, 加上晕动症的累积效性, 因此随着任务态时间增加, 晕动症严重程度也会有所增加, 这点在实验后多数被试的口头报告中可以证实。而随着任务态的时间越长, 样本熵的均值就越小, 说明晕动症水平和样本熵很可能存在相关性, 即随着晕动症严重程度的增加脑电信号变的更规则。此外, 比较图 4(a)、(b) 可看出, 休息态与任务态全频段脑电信号在 F8、F12、CZ、CPZ、OZ 这 5 个电极处样本熵均值的差异相较于全电极的样本熵均值

更明显,即休息态的样本熵均值要更明显大于任务态的样本熵均值;因此,本文认为这 5 个电极处的样本熵均值随时间变化情况相比于全电极可进一步作为验证是否发生晕动症的重要参考。

为了验证全频段休息态与任务态在电极 F8、F12、CZ、CPZ、OZ 处样本熵均值是否具有统计学意义,于是本文对这 5 个电极及全电极的样本熵均值做了统计分析,结果如表 2 所示。

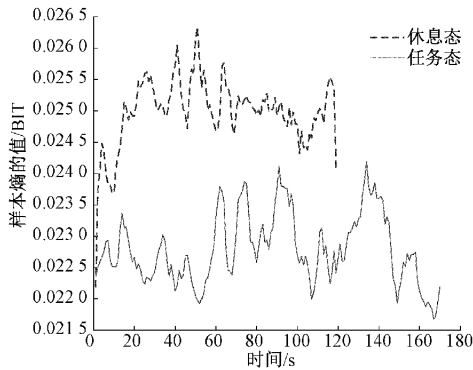
表 2 全频段休息态与任务态脑电信号在电极 F8、F12、CZ、CPZ、OZ 处以及全电极样本熵的统计分析结果

电极	F8	F12	CZ	CPZ	OZ	全电极
休息态样本熵	0.218 8±0.076 1	0.246 2±0.069 7	0.247 5±0.040 0	0.237 8±0.042 8	0.297 3±0.093 7	0.243 6±0.053 7
任务态样本熵	0.164 7±0.069 0	0.189 0±0.064 3	0.196 5±0.059 8	0.185 4±0.082 0	0.243 6±0.082 1	0.208 1±0.060 5
t 检验	P<0.05	P<0.01	P<0.01	P<0.05	P<0.05	P>0.05

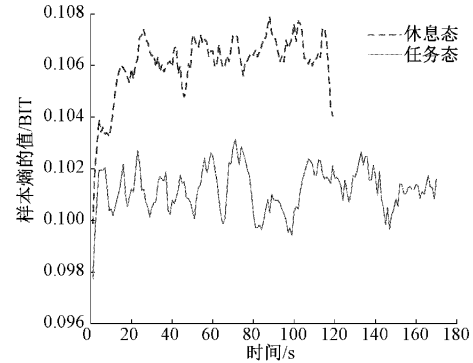
由表 2 可看出,全频段脑电信号在电极 F8、F12、CZ、CPZ 及 OZ 这 5 处休息态的样本熵均值都大于任务态的值,这也符合图 4 的结果;此外,根据 t 检验的结果,全频段休息态与任务态脑电信号在电极 F8、F12、CZ、CPZ、OZ 处样本熵均值都具有显著性差异,进而说明它们可作为验证晕动症是否发生的重要参考因素。而全频段休息态与任务态脑电信号的全电极样本熵均值不具有显著性差异(P>0.05),进而说明全频段休息态与任务态脑电信号全电极的样本熵均值不具有统计学意义。

2) 脑电信号各频段样本熵分析结果

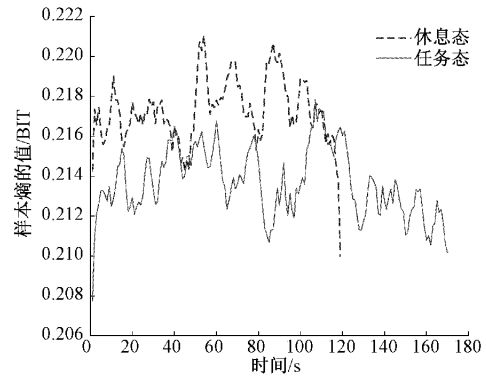
接着本文对任务态与休息态的脑电信号进行滤波得到 5 个频段即 Delta、Theta、Alpha、Beta 及 Gamma 频段的脑电信号,然后分别对它们的样本熵均值进行分析从而去研究任务态与休息态脑电信号在各频段是否具有不同的样本熵特性。每个频段的样本熵均值随时间的变化情况如图 5 所示。



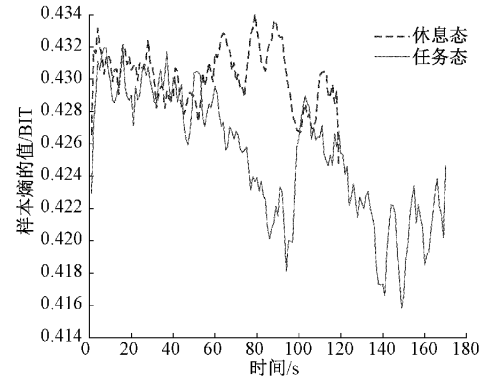
(a) Delta 频段样本熵值随时间变化情况



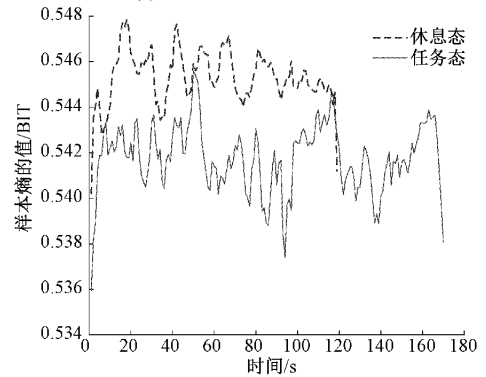
(b) Theta 频段样本熵值随时间变化情况



(c) Alpha 频段样本熵值随时间变化情况



(d) Beta 频段样本熵值随时间变化情况



(e) Gamma 频段样本熵值随时间变化情况

图 5 五个频段的样本熵均值随时间变化情况

由图 5 可看出,每个频段休息态脑电信号的样本熵均值都大于任务态样本熵均值。其中,Delta 及 Theta 频段这种情况尤为明显,几乎每个时间点休息态的样本熵均值都在任务

态的样本熵均值之上;而 Alpha、Beta 及 Gamma 频段相比较之下就没那么显著,它们任务态与休息态样本熵均值都存在一些时间点上的交叉,因此,本文认为 Delta 及 Theta 频段脑电信号的样本熵特性对于检测晕动症更有参考性。

为了验证休息态与任务态脑电信号在 Delta 及 Theta 频段样本熵均值是否具有统计学意义,于是本文对这 5 个频段以及全频段的样本熵均值进行了统计分析,其结果如表 3 所示。由表 3 可看出,各个频段休息态的样本熵均值都略大于任务态的样本熵均值,之前说过样本熵的大小反

映了数据的复杂度,因此说明任务态在各频段的脑电数据都要比休息态的更规则。另外,根据  $t$  检验的结果,我们可以看出,休息态与任务态的样本熵均值在 Delta 及 Theta 频段都具有显著性差异( $P < 0.01$ ),因而说明它们具有统计学意义,进而说明它们可作为检验晕动症是否发生的参考因素;而休息态与任务态的样本熵在 Alpha、Theta 及 Gamma 频段都不具有显著性差异( $P > 0.05$ ),这也就说明了休息态与任务态在 Alpha、Theta 及 Gamma 频段的样本熵均无统计学意义。

表 3 各频段的脑电信号的样本熵统计分析结果

频段	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
休息态样本熵	0.024 9±0.002 4	0.106 0±0.005 7	0.217 2±0.007 8	0.430 4±0.008 7	0.545 2±0.005 5
任务态样本熵	0.022 7±0.001 9	0.101 2±0.003 1	0.213 6±0.004 7	0.424 9±0.011 0	0.541 9±0.009 3
$t$ 检验	$P < 0.01$	$P < 0.01$	$P > 0.05$	$P > 0.05$	$P > 0.05$

### 3.3 功率谱分析结果

#### 1) 脑电信号全频段功率谱分析结果

首先本文计算所有被试休息态与任务态全频段全电极脑电信号的功率谱均值随频率变化情况如图 6(a)所示。由于全电极分析的话难免有些电极特征不明显或者是呈现相反的状态,进而影响结果显著性,于是又经过统计分析发现休息态与任务态在电极 F7、T7 及 T8 处功率谱的差异较其它电极更明显,于是本文又对这 3 个电极处的功率谱求了均值并画出其随频率的变化情况如图 6(b)所示。

由图 6 可看出,任务态脑电功率谱均值几乎在各个频率上都大于休息态的脑电功率谱均值,尤其在 Delta、Theta 及 Gamma 频段尤为明显,而在 Alpha 及 Beta 频段的脑电功率谱均值有相互靠近的趋势;此外,无论是休息态还是任务态它们的脑电功率谱均值随着频率的增加都呈现明显的下降趋势。通过比较图 6(a)、(b)两图可发现,休息态与任务态的脑电信号功率谱均值差异的整体情况差不多,但图 6(a)中在频率 10~14 Hz 左右的地方出现了休息态的脑电功率谱均值略大于任务态的情况,而这个频段也正是 Alpha 与 Beta 频段重合的频段。而在图 6(b)中在频率 10~14 Hz 时,休息态脑电功率谱均值有进一步接近任务态的趋势,但还是小于任务态的脑电功率谱均值。

为了研究上述特征那些具有统计学的意义,接着本文又分别对休息态与任务态在电极 F7、T7、T8 及全电极处的脑电功率谱均值做了统计分析,结果如表 4 所示。由表 4 可看出,休息态与任务态脑电信号在电极 F7、T7 及 T8 处的功率谱均值具有显著性差异( $P < 0.01$ ),说明休息态与任务态脑电信号在电极 F7、T7 及 T8 处的功率谱均值具有统计学意义,进而表明它们可作为检测晕动症是否发生的重要参考。而针对全电极的功率谱均值的  $t$  检验结果表明它不具有显著性差异( $P > 0.05$ ),进而说明全电极的

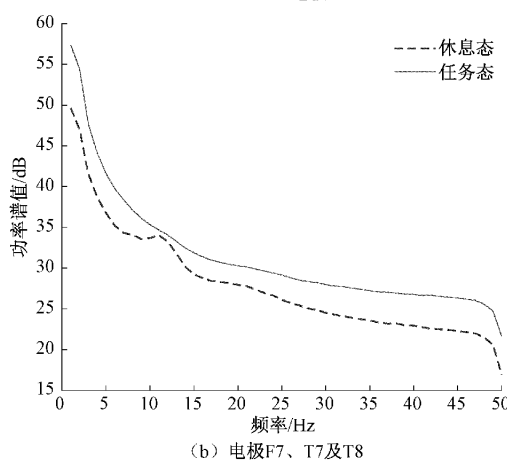
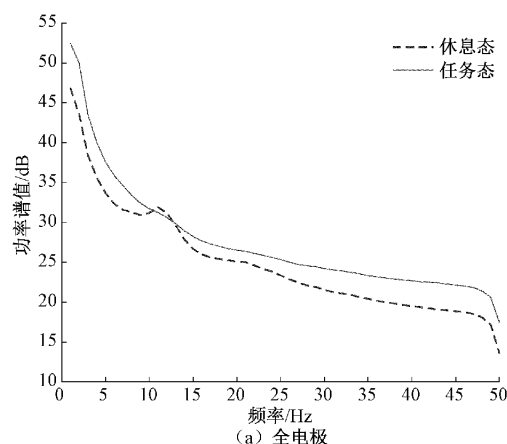


图 6 全频段脑电功率谱均值随频率变化情况

功率谱均值不具有统计学意义。

#### 2) 脑电信号各频段功率谱分析结果

接着本文又分别对所有被试任务态和休息态的 32 个电极上的脑电功率谱按照 5 个频段即 Delta、Theta、Alpha、Beta 及 Gamma 频段进行划分并按照此顺序分别求取在每

表 4 休息态与任务态脑电信号在全电极及电极 F7、T7、T8 处脑电功率谱均值的统计分析结果

电极	F7	T7	T8	F7、T7 及 T8 均值	全电极
休息态功率谱	28.371 7±7.311 4	27.892 2±6.002 8	27.995 9±5.796 1	28.086 6±6.359 7	24.937 0±6.820 9
任务态功率谱	32.726 4±7.898 1	31.497 8±6.579 1	31.381 6±6.670 1	31.868 6±7.035 9	27.525 2±7.124 3
<i>t</i> 检验	$P < 0.01$	$P < 0.01$	$P < 0.01$	$P < 0.01$	$P > 0.05$

个频段上的脑电功率谱的均值大小,其结果按照电极位置图摆放如图 7 所示。由图 7 可看出:几乎所有电极的任务态脑电在各频段上的功率谱均值都大于休息态的时候,尤

其是在 Delta、Theta 及 Gamma 频段上这种情况更为明显。进而说明晕动症发生时,脑电功率谱在 Delta 频段、Theta 频段及 Gamma 频段的均值会明显增大。

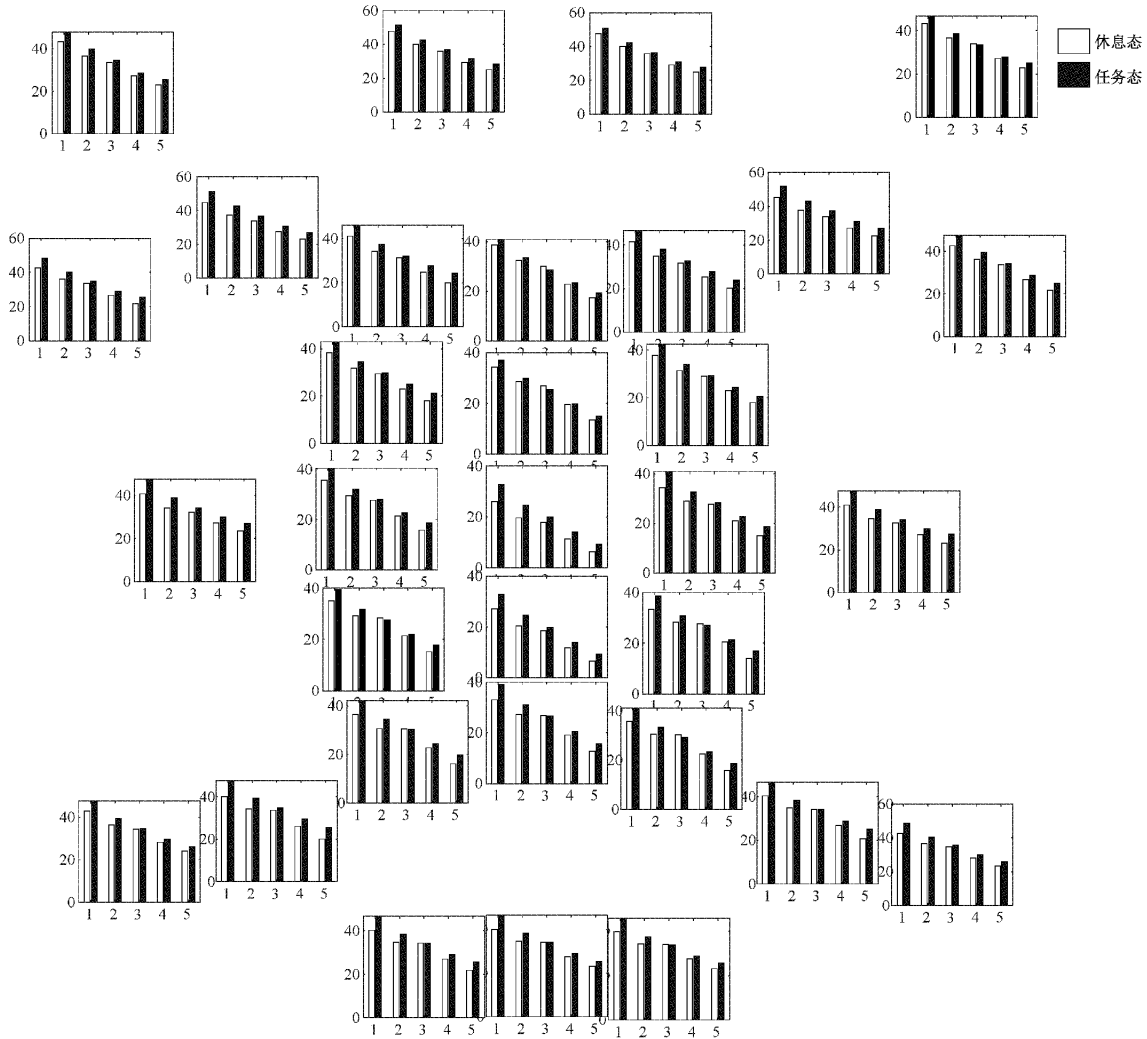


图 7 任务态与休息态的所有电极在 5 个频段上脑电功率谱的均值情况  
注:1:Delta、2:Theta、3:Alpha、4:Beta 及 5:Gamma 频段

为了验证 Delta、Theta 及 Gamma 频段的脑电功率谱均值是否具有统计学意义,于是本文又对任务态和休息态在 Delta、Theta 及 Gamma 频段的脑电功率谱均值进行了统计分析,其结果如表 5 所示。由表 5 可看出,任务态的脑电功率谱在各频段的均值都是大于休息态的,这也符合图 7 的结果。另外经过 *t* 检验我们发现,任务态和休息态的脑电功率谱均值在 Delta 及 Theta 频段具有更好的显著

性差异 ( $P < 0.01$ ),在 Gamma 频段也具有显著性差异 ( $P < 0.05$ ),这也就说明了任务态和休息态的脑电功率谱均值在 Delta、Theta 及 Gamma 频段具有统计学意义,因此,它们可以作为验证晕动症是否发生的重要参考。此外,任务态和休息态的功率谱均值大小在 Alpha 及 Beta 频段上不存在显著性差异 ( $P > 0.05$ ),说明这两个频段的脑电功率谱均值不具有统计学意义。



表5 休息态与任务态各频段脑电功率谱的统计分析结果

频段	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma
休息态脑电功率谱	39.17±5.10	32.90±4.76	31.02±4.32	24.29±4.41	19.13±4.92
任务态脑电功率谱	44.82±4.83	36.28±4.83	31.54±4.54	26.13±4.68	22.33±5.16
<i>t</i> 检验结果	$P<0.01$	$P<0.01$	$P>0.05$	$P>0.05$	$P<0.05$

### 3.4 讨 论

本文通过使用样本熵与功率谱来分析晕动症发生前后脑电信号的变化情况,进而有效的检测晕动症的发生与否。结果表明:从全频段来看,在电极 F8、F12、CZ、CPZ 及 OZ 处的样本熵均值具有显著性差异,在电极 F7、T7 及 T8 处的功率谱均值具有显著性差异;从各频段来看,在 Delta 及 Theta 频段的样本熵及功率谱均值同时具有显著性差异。

由于 Delta 及 Theta 频段往往出现在冥想、昏昏欲睡、催眠或睡眠状态期间,在晕动症发生的时候,人的大脑会有一种昏沉的感觉,进而会有一种昏昏欲睡的感觉出现,这可能是 Delta 及 Theta 频段的脑电信号发生变化及脑电信号复杂度降低的原因。另外电极 F8、F12 及 F7 处于大脑皮层的额叶区,而额叶区与人的个性、情感、计划能力,包括明辨是非、抽象思维等有关,而被试在任务态期间需要完成一定的任务,这正好需要额叶区的参与,因此电极 F8、F12 及 F7 处的脑电信号会发生变化;电极 T7 及 T8 位于大脑皮层的颞叶区,电极 OZ 位于枕叶区,而颞叶区主要与听觉和短时记忆相关,枕叶区主要与视觉处理相关,随着被试在处于任务态会出现眩晕的状态,不免会对被试视觉与听觉造成一定的影响,这可能是电极 T7、T8 及 OZ 处的脑电出现变化的原因;电极 CZ 及 CPZ 位于大脑皮层的顶叶区,而顶叶区通常与空间信息处理、视觉信息及体感信息的整合有关,当被试位于任务态时出现了昏昏沉沉及眩晕的症状,从而会对被试的空间感、视觉感及体感信息造成一定的影响,因此,不免会导致电极 CZ 及 CPZ 处脑电发生改变。所以,综上这些特征可以作为验证晕动症是否发生的重要参考。

但是因实验期间需对设备进行不断地调试且需时刻关注被试的需求,所以每个被试实验的时间并不短,从而导致被试佩戴设备的时间过长而产生疲劳感,而疲劳也会对脑电信号产生影响;因此,任务态脑电信号的部分变化也可能是由于疲劳引起的,所以今后晕动症的研究需考虑疲劳因素对脑电信号的影响,从而在晕动症的研究中剔除疲劳的影响,进而提高了研究结果的准确性。

此外,本次实验是研究晕动症发生前后的脑电信号的变化从而能够去检测晕动症的发生。虽然主观量表的分析结果明显表示任务态引起了被试产生晕动症,但是选取的对照组仅仅只有休息态与任务态,而任务态是需要观看 VR 场景的,所以休息态与任务态前后的脑电变化不一定是眩晕引起的,可能有部分变化是因观看 VR 视频导致。

因此,将来研究还需考虑被试在观看不会引起眩晕的视频前后脑电信号的变化情况,从而能够减弱其对研究晕动症结果的影响。

最后,由于参与本次研究被试的性别比例失衡,男性被试数量明显多于女性,因此,本文的研究结果偏向于男性被试,所以对于女性发生晕动症前后的脑电信号变化是否和本文的研究结果一致还有待进一步的研究。除此之外,本文对研究的结果只是做了统计分析验证了它们之间的显著性差异,并没有做分类处理,所以接下来的研究可以在分类处理这一块作进一步的研究,以提高研究结果的准确性与可靠性。

## 4 结 论

为了研究虚拟现实晕动症与大脑神经活动之间的关系,本研究利用一个虚拟现实晕动症诱发场景,记录体验该场景前及过程中被试者的脑电信号。采用样本熵及功率谱方法提取不同状态下被试者脑电特征,并进行统计分析。结果表明:从全频段来看,在电极 F8、F12、CZ、CPZ 及 OZ 处的样本熵均值具有显著性差异,即任务态样本熵值明显有所降低;在电极 F7、T7 及 T8 处的功率谱均值具有显著性差异( $P<0.01$ ),即任务态功率谱值明显有所升高;从各频段来看,在 Delta 及 Theta 频段的样本熵均值及功率谱均值同时具有显著性差异( $P<0.01$ ),变化趋势同全频段。研究结果表明,样本熵与功率谱分析结果可能与虚拟现实晕动症有关,有望成为度量虚拟现实病的有效指标。

### 参考文献

- [1] REBENITSCH L, OWEN C. Review on cybersickness in applications and visual displays[J]. 2016, 20(2): 101-125.
- [2] NESBITT K, DAVIS S, BLACKMORE K, et al. Correlating reaction time and nausea measures with traditional measures of cybersickness[J]. Displays, 2017, 48(1): 1-8.
- [3] KESHAVARZ B, MUROVEC B, MOHAVATHAS N, et al. The visually induced motion sickness susceptibility questionnaire (vimssq): Estimating individual susceptibility to motion sickness-like symptoms when using visual devices[J]. Human Factors, 2021: 1-17
- [4] JENKE R, PEER A, BUSS M. Feature extraction

- and selection for emotion recognition from EEG[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2014, 5(3): 327-339.
- [5] STOFFREGEN T A, CHEN Y C, KOSLUCHER. Motion control, motion sickness, and the postural dynamics of mobile devices[J]. Experimental Brain Research, 2014, 232(4): 1389-1397.
- [6] YILDIRIM C. Don't make me sick; Investigating the incidence of cybersickness in commercial virtual reality headsets[J]. Virtual Reality, 2019, 24(2): 231-239.
- [7] YILDIRIM C. Cybersickness during VR gaming undermines game enjoyment: A mediation model[J]. Displays, 2019, 59: 35-43.
- [8] CHEN S, WENG D. The temporal pattern of VR sickness during 7.5-h virtual immersion[J]. Virtual Reality, 2022, 26(3): 817-822.
- [9] DEBORA P, SALGADO T, FELIPE R, et al. The effect of cybersickness of an immersive wheelchair simulator [J]. ScienceDirect, 2019, 160 (2019): 665-670.
- [10] WEECH S, WALL T, BARNETT-COWAN M. Reduction of cybersickness during and immediately following noisy galvanic vestibular stimulation [J]. Exp Brain Res, 2020, 238(2): 427-437.
- [11] LIU R, ZHUANG C, YANG R, et al. Effect of economically friendly acustimulation approach against cybersickness in video-watching tasks using consumer virtual reality devices [J]. Appl Ergon, 2020, 82: 102946.
- [12] YANG Z, REN H. Feature extraction and simulation of EEG signals during exercise-induced fatigue [J]. IEEE Access, 2019, 7: 46389-46398.
- [13] 张冠华, 余旻婧, 陈果, 等. 面向情绪识别的脑电特征研究综述[J]. 中国科学:信息科学, 2019(9): 22.
- [14] JUNG S, LI R, MCKEE R, et al. Floor-vibration VR: Mitigating cybersickness using whole-body tactile stimuli in highly realistic vehicle driving experiences[J]. IEEE Trans Vis Comput Graph, 2021, 27(5): 2669-2680.
- [15] LSIAM R, LEE Y, JALOLI M, et al. Automatic detection and prediction of cybersickness severity using deep neural networks from user's physiological signals[C]. 2020 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR), 2020: 400-411.
- [16] NURHAN G O, LEVENT G, YUAN Y, et al. A biologically inspired approach to frequency domain feature extraction for EEG classification [J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2018: 1-10.
- [17] WIBAWA A D, MARDI S, NUGROHO S, et al. EEG visualization for cybersickness detection during playing 3d video games[C]. 2019 International seminar on intelligent technology and its applications (ISITIA), IEEE, 2019: 325-330.
- [18] CELIKCAN U. Detection and mitigation of cybersickness via EEG-based visual comfort improvement[C]. IEEE Access, 2019, 1-4.
- [19] MAWALID M A, KHOIRUNNISA A Z, PURMOMO M H, et al. Classification of EEG signal for detecting cybersickness through time domain feature extraction using Naïve Bayes [C]. 2018 International Conference on Computer Engineering, Network and Intelligent Multimedia (CENIM), IEEE, 2018: 29-34.
- [20] KROKOS E, VARSHNEY A. Quantifying VR cybersickness using EEG[J]. Virtual Reality, 2022, 26(1): 77-89.
- [21] 张绍荣, 赵紫宁, 莫云, 等. 特征提取对通道选择方法的影响研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(9): 6.
- [22] 蔡靖, 李玉涛, 宋雪丰, 等. 基于脑电两节律和 BP 神经网络的运动想象分类研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 32(6): 7.
- [23] 苗敏敏, 徐宝国, 胡文军, 等. 基于自适应优化空频微分熵的情感脑电识别[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 221-230.
- [24] SEE A R, LIANG C K. A study on sleep EEG Using sample entropy and power spectrum analysis[C]. Defense Science Research Conference & Expo, 2011, 1-4.
- [25] GUO C, LU F, LIU S, et al. Sleep EEG staging based on hilbert-huang transform and sample entropy [C]. International Conference on Computational Intelligence & Communication Networks, 2016, 442-445.
- [26] KUMAR Y, DEWAL M L, ANAND R S. Features extraction of EEG signals using approximate and sample entropy[C]. 2012 IEEE Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science, IEEE, 2012: 1-5.
- [27] 聂聃, 王晓韡, 段若男, 等. 基于脑电的情绪识别研究综述[J]. 中国生物医学工程学报, 2012, 31(4): 12.

### 作者简介

柴立宁, 硕士研究生, 主要研究方向为脑电信号与脑机接口、虚拟现实晕动症。

E-mail: 1360493495@qq.com

化成城, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为脑电信号处理与脑-机接口。

E-mail: huachengcheng@nuist.edu.cn

周占峰, 硕士研究生, 主要研究方向为脑电信号与脑机接口、虚拟现实晕动症。

E-mail: zhanfeng\_zhou1997@163.com