

基于脑电节律能量与模糊熵的VR诱发晕动症水平检测研究

周占峰^{1,2,3}, 化成城^{1,2,3}, 柴立宁^{1,2,3}, 严颖¹, 刘佳^{1,2,3}, 付荣荣⁴

(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; 3. 南京信息工程大学江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 南京 210044; 4. 燕山大学河北省测试计量技术及仪器重点实验室, 秦皇岛 066000)

摘要: 晕动症一直是影响虚拟现实用户体验及限制虚拟现实行业发展的一个关键因素。为解决这一问题, 本文研究了虚拟现实晕动症对大脑神经活动的影响, 并利用脑电特征对晕动症水平进行检测。为得到可度量眩晕水平的特征, 记录受试者在体验眩晕测试场景前及过程中的脑电信号, 计算节律能量和模糊熵, 并利用统计分析进行特征选择, 最后分类验证该特征的有效性。结果表明, 受试者产生晕动症时, CP4和Oz的 θ 、 α 频段能量及C4的 β 、 γ 频段能量显著降低($p < 0.01$); 在模糊熵方面, δ 频段有FC4、Cz模糊熵值显著升高($p < 0.0001$), β 频段有O1模糊熵值显著降低($p < 0.0001$)。对比线性判别分析(Linear discriminant analysis, LDA)、逻辑回归(Logistic regression, LR)和支持向量机(Support vector machine, SVM), K最近邻(K-nearest neighbor, KNN)算法的分类效果较好, 它在节律能量和模糊熵上的分类准确率分别为89%和91%。本研究表明脑电节律能量及模糊熵有望成为晕动症水平检测的有效指标, 为研究虚拟现实晕动症成因及缓解方案提供客观依据。

关键词: 虚拟现实; 晕动症; 脑电信号; 模糊熵

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Detection of VR-induced Motion Sickness Levels Based on EEG Rhythm Energy and Fuzzy Entropy

ZHOU Zhanfeng^{1,2,3}, HUA Chengcheng^{1,2,3}, CHAI Lining^{1,2,3}, YAN Ying¹, LIU Jia^{1,2,3}, FU Rongrong⁴

(1. School of Automation, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Jiangsu Province Engineering Research Center of Intelligent Meteorological Exploration Robot (C-IMER), Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 3. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology (CICAET), Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 4. Measurement Technology and Instrumentation Key Lab of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066000, China)

Abstract: Motion sickness has been a key factor affecting the virtual reality user experience and limiting the growth of the virtual reality industry. To address this issue, this paper investigates the effects of virtual reality motion sickness on neural activity in the brain and uses electroencephalogram (EEG) features to

基金项目: 国家自然科学基金(62206130, 62073282); 江苏省自然科学基金(BK20200821); 河北省自然科学基金(F2022203092); 南京信息工程大学人才启动经费(2020r075)。

收稿日期: 2023-01-18; **修订日期:** 2023-06-08

detect levels of motion sickness. To obtain features that can measure the level of vertigo, this paper records the EEG signals of subjects before and during the experience of the vertigo test scene, calculates the rhythm energy and fuzzy entropy, uses statistical analysis for feature selection, and finally classifies and verifies the validity of the features. The results show that the energy in the θ and α bands of CP4 and Oz and the energy in the β and γ bands of C4 are significantly reduced when subjects develop motion sickness ($p < 0.01$); in terms of fuzzy entropy, there are significantly higher values of FC4 and Cz fuzzy entropy in the δ band ($p < 0.0001$) and significantly lower values of O1 fuzzy entropy in the β band ($p < 0.0001$). Compared to linear discriminant analysis (LDA), logistic regression (LR) and support vector machine (SVM), K nearest neighbor (KNN) shows better classification results with 89% and 91% classification accuracy on rhythm energy and fuzzy entropy, respectively. This study shows that EEG rhythm energy and fuzzy entropy are expected to be effective indicators for motion sickness level detection, providing an objective basis for studying the causes of virtual reality motion sickness and mitigation options.

Key words: virtual reality; motion sickness; electroencephalogram (EEG) signal; fuzzy entropy

引 言

当前虚拟现实(Virtual reality, VR)技术已经广泛运用在娱乐、教育和医疗等领域,元宇宙的兴起更使虚拟现实得到极大关注。用户可在虚拟现实世界中体验到身临其境的感觉,但同时虚拟现实环境易诱发晕动症状(眩晕及眩晕导致的疲劳感),这对用户健康会造成难以避免的威胁并阻碍虚拟现实产业的发展。晕动症与晕车、恐高等不适感症状相似,会引发用户恶心、眩晕、流汗和头疼等负面感受。与其他疾病的不同点在于,晕动症是在体验虚拟现实时产生,所以产生的原因大部分来自视觉刺激,也称为“视觉诱发”,因此除了上述症状和皮肤苍白、唾液分泌增多、呕吐之外,还有视觉疲劳及参与时间过长导致的注意力不集中^[1]。

为解决虚拟现实晕动症带来的负面影响,前提是对准其进行准确检测^[2]。当前,对于晕动症的研究,大多还采用受试者口头报告、问卷记录等主观测评方法。如果只依靠主观测评,存在以下问题:(1)感受差异、表述差异及对主观问题理解的差异会导致主观评价的个体差异,因此很难客观地评估虚拟现实晕动症水平^[3-4];(2)主观测评方法往往要中断任务过程或在任务结束后再进行,无法实时反映受试者晕动症水平^[5]。综上,主观测评的结果可作为参考,但在实际应用中存在限制。

为了克服主观测评的不够客观、无法实时等问题,研究人员开始研究利用多种生理信号评价虚拟现实晕动症的方法。生理信号具有不易伪装、实时变化等优点,所以可更加客观地评估虚拟现实晕动症水平^[6]。其中脑电信号(Electroencephalogram, EEG)包含大量的神经生理和病理信息,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^[7]。Krokos等^[8]使用脑电信号和受试者实时报告(通过操纵杆的移动来测量)晕动症水平相结合的方法,发现晕动症与 δ 、 θ 和 α 频段的能量变化有高度相关和统计显著性;Lim等^[9]使用脑电信号和传统问卷相结合的方法研究晕动症,发现晕动症会引起额叶部分 δ 、 θ 、 β 和 γ 频段功率变化;OH等^[10]使用一个包含52种不同模式的VR场景诱发晕动症,将受试者主观问卷结果与脑电信号结合分析,发现晕动症的严重程度与Fp1的 δ 和 β 、Fp2的 δ 和 γ 、T4的 δ 和 β 波的相对功率谱密度高度相关;王磊等^[11]设计了传统平面和虚拟现实两种不同的观看视频方式,并采集受试者脑电信号数据,进行不同观看方式下脑疲劳前后功率谱能量变化的对比以研究虚拟现实视频引发的脑疲劳问题,发现 α 波段和 β 波段与虚拟现实引发脑疲劳有关。上述研究存在以下问题:(1)采用的电极较少,难以反映全脑更多区域的神经活动状态,然而虚拟现实晕动症与普通眩晕存在区别,仅用部分

检测眩晕的电极容易遗漏关于虚拟现实晕动症的重要脑电信息,因此需要更多通道的脑电设备进行该研究;(2)晕动症诱发场景的复杂度较低,难以使眩晕耐受性较高的受试者产生晕动症,因此需要含有多种运动模式的虚拟现实测试场景。

当前在其他研究背景中,对脑电信号特征提取和分类的研究已较为成熟。关于脑电信号特征提取的方法,张冠华等^[6]在情绪识别脑电特征研究方面,从时域、频域、时频域和空间域角度做出总结,时域特征提取较多使用事件相关电位方法,频域特征提取较多使用Welch方法,时频域特征提取较多使用小波变化和希尔伯特变换等方法。关于分类方法,Goncales等^[12]使用K最近邻(K-nearest neighbor, KNN)、最近邻(Nearest-neighbor, NN)、朴素贝叶斯(Naive Bayes, NB)、随机森林(Random forest, RF)和支持向量机(Support vector machine, SVM)分类器对受试者执行理解任务时的脑电数据进行分类,结果显示KNN效果最好,其分类准确率达86%。田京等^[13]使用Fisher线性分类器对运动想象脑电特征进行分类,其模糊熵特征分类最高准确率可达87.22%。Valenzi等^[14]使用线性判别分析(Linear discriminant analysis, LDA)等7种算法对于情绪脑电进行分类,结论是增加电极数量从而改善脑电数据质量是改善分类结果的关键因素。上述研究是关于情绪脑电和运动想象脑电的特征提取及分类,但类似的方法也可应用于对晕动症的检测。Liu等^[15]采用SVM、神经网络和RF这3种模型对晕动症状态进行分类,其中RF在二分类和多分类中效果均最优。这些方法有望在虚拟现实晕动症检测中发挥作用,对提高检测准确率有潜在帮助。

本文使用多种运动模式组成的诱发晕动症虚拟现实场景作为测试环境,使用32通道EEG数据采集设备记录23组受试者静息态、任务态脑电信号,使用模拟病问卷(Simulator sickness questionnaire, SSQ)量表^[15]评估受试者测后眩晕水平,并以SSQ值将受试者分组。与现有的研究工作相比,本文创新点在于:(1)通过主观问卷得分结果将受试者分高眩晕组和低眩晕组进行对比,各受试者眩晕耐受性不同,高眩晕组更易产生晕动症,低眩晕组晕动症水平较低,分组对照可更有效选取出与高水平晕动症相关的特征;(2)受试者产生晕动症时大脑神经活动会发生变化,进而引发其脑电信号复杂度变化,而模糊熵可反映信号复杂度,且对于微弱信号的识别能力优于近似熵和样本熵^[16],本文首次引入模糊熵研究晕动症,以发现晕动症发生时脑电信号复杂度如何变化;(3)不同受试者在相同试验条件下,其大脑神经活动也是各不相同的,将任务态与静息态的脑电特征做差作为分类数据集,可排除个体差异、穿戴VR设备和佩戴脑电设备不适感等引发的脑电变化,以提高分类准确率。

1 实验数据来源

本研究共招募23名健康的受试者(年龄 22.8 ± 1.1 岁),实验设备及场景如图1所示。实验使用脑电数据采集设备Neuroscan Gravel EEG 2,采样频率为1 024 Hz,使用脑电数据采集软件Curry8,所使用脑电帽的32个电极采用国际10-20系统电极放置法放置,使

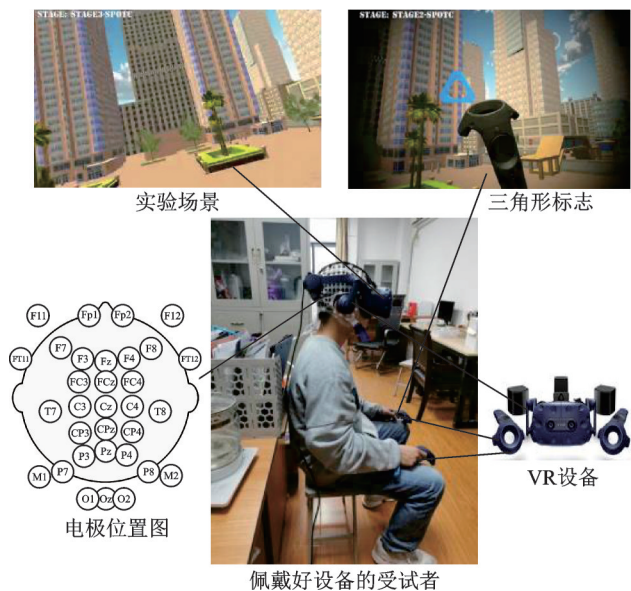


图1 实验设备及场景图

Fig.1 Experimental equipment and scene diagram

用VR设备HTC VIVE pro eye。每个受试者脑电信号采集两组数据:(1)穿戴VR设备的眩晕诱发前2 min 静息态;(2)穿戴VR设备的3 min 任务态(眩晕诱发)。脑电信号采集完成后,要求受试者填写晕动症SSQ量表,量表结果作为受试者主观感受的依据。通过Vectorush工作室开发的《VRQ test》场景对受试者进行眩晕诱发。

测试场景的切换如图2所示,包括水平方向的自左向右和自右向左的偏航运动、水平向前的加速运动、垂直方向的翻滚运动和前后方向的俯仰运动。这些变化场景中会随机在视野中出现三角形标志,如图1所示,受试者需通过控制手柄触摸三角形标志,以证明自身仍有能力完成接下来的任务,方可进入下一关卡,若受试者长时间未能触碰到三角形标志,则任务自动结束。

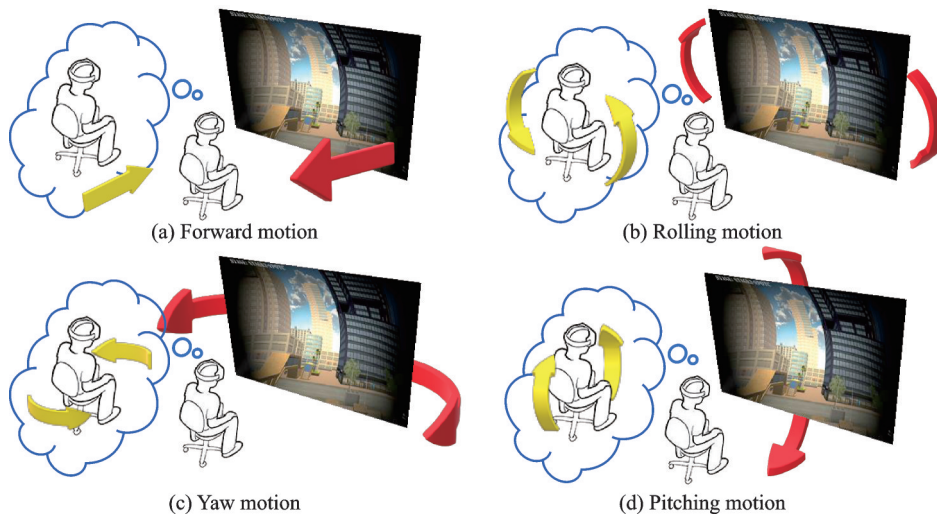


图2 VR场景运动模式

Fig.2 VR scene motion modes

2 实验数据处理

2.1 脑电数据预处理与SSQ数据处理

浏览采集的23组脑电数据,发现其中3名受试者脑电数据有损,故舍去,实际处理分析20名受试者脑电数据。脑电信号中存在大量伪影,包括电力系统引起的工频干扰、受试者眨眼带来的眼电伪迹和受试者头部及身体运动带来的肌电伪迹,需通过预处理来去除以获取较纯净的脑电信号。预处理步骤包括:(1)浏览脑电信号,将明显噪声片段手动剪除;(2)去基线漂移以防信号偏移量过大;(3)进行高通滤波(0.5 Hz)、低通滤波(45 Hz)可有效减少脑电数据中的噪声,进行陷波滤波(50 Hz)去除工频干扰;(4)基于独立成分分析对眼电伪迹进行去除。

采用试验后测的方式收集全部受试者SSQ量表数据,在试验结束后,及时让受试者填写量表,作为反映晕动症水平的主观依据。SSQ量表为Kennedy提出用于评估模拟器晕动症的自评问卷^[17],从全身不适、疲劳、头痛和眼疲劳等16个症状考量受试者状态,指标更加全面。

2.2 脑电节律能量特征提取

脑电信号是非平稳信号,谱估计方法无法分析统计特性和频谱密度会随时间变化的信号,而连续小波变换(Continuous wavelet transform, CWT)能对时间频率局部化分析,通过伸缩平移运算对信号逐

步进行多尺度细化,最终达到高频处的时间细分、低频处的频率细分及自动适应时频信号分析的要求^[18],因此本文采用这一实用的时频分析方法提取脑电节律能量特征。CWT计算公式为

$$X(t, \alpha) = \text{CWT}\{x(t)\} = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{\alpha}} x(\tau) \psi\left(\frac{1}{\alpha}(\tau - t)\right) d\tau \quad (1)$$

本文使用Morlet小波,因为Morlet小波不但具有非正交性而且小波尺度与傅里叶周期基本相等,所以尺度项与周期项可以相互替代。由此可见,Morlet小波在时间与频率的局部化之间有着很好的平衡。此外,Morlet小波中还包含着更多的振动信息,小波功率可以将正、负峰值包含在一个宽峰之中^[19]。脑电信号经过CWT后,得到0.5~45 Hz频带内的小波系数矩阵,在频率维度划分5个感兴趣频段: δ (0.5~4 Hz)、 θ (4~8 Hz)、 α (8~12 Hz)、 β (12~30 Hz)和 γ (30~45 Hz)。将各频段小波系数模长的平方作为小波能量值,即可得到各频段脑电节律能量。

2.3 模糊熵特征提取

熵常被用来分析脑电信号信息量大小,常见算法有近似熵、样本熵以及模糊熵等。其中,与近似熵和样本熵的定义相比较,模糊熵(FuzzyEn)衡量的也是新模式产生概率大小,测量值越大,序列复杂度越大,不同的是近似熵与样本熵对于微弱信号识别能力不行,而模糊熵能较好判断^[16]。首先用巴特沃斯滤波器将脑电信号分为5个频段,即 δ 、 θ 、 α 、 β 和 γ ,在不同频段范围内提取模糊熵特征。通常情况下,模糊熵的值与相似容限度取值有关,即与对信息是否敏感有关。相似容限度可定义为

$$\begin{cases} A(y) = 1 & y = 0 \\ A(y) = e^{\left[-\ln 2 \left(\frac{y}{r}\right)^2\right]} & y > 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: A 为引入模糊隶属度函数; r 为相似容限度,一般情况下, r 为时间序列标准差的 $1/5$ ^[13]。

2.4 统计分析和特征选择方法

本文使用配对样本 t 检验方法,检查高眩晕组和低眩晕组各自任务态与静息态的脑电节律能量或模糊熵是否有显著差异。因为在无眩晕刺激情况下,不同受试者脑神经活动的活跃程度不同,用各自任务态脑电和静息态脑电对照,可排除个体差异的影响。基于统计分析结果进行特征选择,为得到高水平晕动症的脑电特征,并排除非晕动症因素对脑电信号的干扰,将高眩晕组节律能量 t 检验显著的特征放入特征集 Q_1 中,将低眩晕组节律能量 t 检验显著的特征放入特征集 Q_2 中,最终得到高水平晕动症相关的脑电节律能量特征集 Q ,即

$$Q = Q_1 - Q_2 \quad (3)$$

同理,将高眩晕组模糊熵 t 检验显著的特征放入特征集 P_1 中,将低眩晕组模糊熵 t 检验显著的特征放入特征集 P_2 中,最终得到高水平晕动症相关的模糊熵特征集 P ,即

$$P = P_1 - P_2 \quad (4)$$

2.5 分类方法

使用KNN分类算法对选取的特征进行验证,在使用KNN时调节参数 p ,发现使用欧氏距离和曼哈顿距离的结果相差无几,但是当 $p \rightarrow \infty$ 时,效果直线下降,因此本文使用计算效率最高的欧氏距离做分类。为验证KNN的效果,将同样的特征放入SVM和LDA等分类器中作对照,结果表明KNN分类器效果最好。为反映各模型的泛化能力,还对所有分类器进行十折交叉验证。此外,同样使用十折交叉

验证对KNN分类器K值取1~10的分类结果进行比较,从而确定最优的K值。

3 实验结果与分析

3.1 预处理与SSQ量表结果

对原始数据进行一系列预处理操作,将工频干扰、肌电伪迹、眼电伪迹和非脑活动频率成分等影响后续分析的噪声处理干净,预处理后的脑电数据纯净无其他干扰成分,这对后续分析至关重要。

根据 Kennedy^[15]提供的评估方法计算出23名受试者的整体值(Total score),并根据整体值的中位数25.96将23名受试者分为高眩晕组和低眩晕组(去掉3个有损的脑电信号后,高眩晕组和低眩晕组各10名)。这样分组的目的是:(1)排除掉高眩晕组和低眩晕组都产生显著变化的特征,保留高眩晕组仅有的显著性特征,即与高水平晕动症关系密切的特征;(2)测试场景刺激以及脑电帽和VR设备长时间佩戴产生的不适感都会影响受试者脑电信号,因此分组对照可排除与晕动症无关的脑电信号变化。反映高低眩晕组行为差异的箱型图如图3所示。

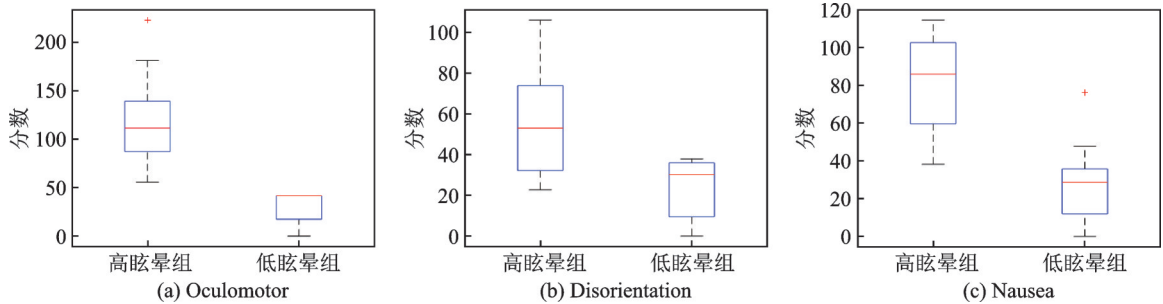


图3 高低眩晕组受试者行为差异统计图

Fig.3 Statistical chart of differences in subject behaviour for high- and low-SSQ groups

3.2 脑电节律能量结果

本文分段(δ 、 θ 、 α 、 β 和 γ)计算受试者任务态与静息态各导联脑电节律能量,使用配对样本t检验的统计方法计算得到对比显著性(p值),可得到两组受试者在5个频段中任务态与静息态间脑电节律能量间显著差异的导联,结果如表1所示。

通过分析表1,为获得与高水平晕动症关联性更高的脑电特征,故选择出高眩晕组较低眩晕组在各频段多出的导联,结果表明CP4和Oz在 θ 、 α 频段的节律能量变化有显著差异;C4在 β 、 γ 频段的频谱能量变化有显著性差异,所以可得出以上这些特征与晕动症发生密切相关这一结论。如表2所示,上述导

表1 高低眩晕组各频段两状态间节律能量显著变化的导联

Table 1 Leads with significant changes in rhythm energy between two states in each frequency band for high- and low-SSQ groups

| 频段 | 高眩晕组节律能量显著变化导联 | 低眩晕组节律能量显著变化导联 | p 值 |
|----------|-----------------------|----------------------------------|-------|
| δ | None | None | <0.01 |
| θ | CP4、C4、P8、O1、Oz、O2 | C4、P8、O1、O2 | <0.01 |
| α | T8、CP4、P7、C4、P8、O2、Oz | F7、F8、FC4、FT12、T8、P7、C4、P8、O1、O2 | <0.01 |
| β | F8、C4、P8 | F8、FT12、P8 | <0.01 |
| γ | C4 | Cz | <0.01 |

表2 高低眩晕组三组导联两状态间能量差值

Table 2 Difference in energy between the two states in three leads for high- and low- SSQ groups

| 频段 | δ | θ | α | β | γ |
|---------------------|--|---|---|--|---|
| 高眩晕组节律能量差值(任务态-静息态) | CP4: 0.18 ± 0.12 Oz: 0.59 ± 0.29 C4: 0.64 ± 0.18 | CP4: -3.22 ± 0.28 Oz: -4.59 ± 0.74 C4: -5.37 ± 0.41 | CP4: -4.41 ± 0.49 Oz: -5.14 ± 0.61 C4: -3.84 ± 0.23 | CP4: 0.77 ± 0.44 Oz: -0.16 ± 0.10 C4: -5.62 ± 0.50 | CP4: 0.08 ± 0.14 Oz: 0.13 ± 0.07 C4: -4.42 ± 0.38 |
| 低眩晕组节律能量差值(任务态-静息态) | CP4: 0.23 ± 0.13 Oz: 0.75 ± 0.32 C4: 0.52 ± 0.27 | CP4: -0.26 ± 0.08 Oz: -0.93 ± 0.15 C4: -4.98 ± 0.87 | CP4: 0.24 ± 0.19 Oz: 0.33 ± 0.13 C4: -3.76 ± 0.72 | CP4: 0.98 ± 0.20 Oz: 0.35 ± 0.11 C4: 0.85 ± 0.24 | CP4: 0.41 ± 0.09 Oz: -0.22 ± 0.17 C4: 0.73 ± 0.51 |

联两状态间脑电节律能量均值,高眩晕组晕动诱发时CP4和Oz在 θ 、 α 频段能量降低,C4除低频部分其余频段能量都有所降低。

3.3 模糊熵结果

本文分频段计算受试者任务态与静息态各导联脑电信号模糊熵,使用配对样本 t 检验的统计方法计算得到对比显著性(p 值),可得到两组受试者在5个频段中任务态与静息态间模糊熵有显著差异的导联,如表3所示。

表3 高低眩晕组各频段两状态间模糊熵显著变化的导联

Table 3 Leads with significant changes in fuzzy entropy between two states in each frequency band for high- and low-SSQ groups

| 频段 | 高眩晕组模糊熵显著变化导联 | 低眩晕组模糊熵显著变化导联 | p 值 |
|----------|--------------------|----------------|-----------|
| δ | FC4、Cz、T7、P8、O1、O2 | T7、P8、O1、O2 | <0.0001 |
| θ | F3、T8、CPz | None | <0.01 |
| α | None | T7、C3、P4、P8、O1 | <0.01 |
| β | O1 | P4 | <0.0001 |
| γ | T7 | None | <0.01 |

模糊熵值的大小反映信号序列复杂度,高眩晕组和低眩晕组的对比结果表明,在 δ 频段高眩晕组比低眩晕组多出FC4、Cz这些导联,在 θ 频段高眩晕组有F3、T8和CPz这3个导联的两状态间模糊熵值差异较大,O1在 β 频段两状态间模糊熵值差异较大,T7在 γ 频段两状态间模糊熵值差异较大,所以可得出以上这些特征与晕动症发生有关这一结论。如图4所示部分导联模糊熵特征($p < 0.0001$)的任务态与静息态结果对比图,高眩晕组Cz和FC4任务态模糊熵值在 δ 频段都高于静息态,且任务态模糊熵整体趋势随时间增加而升高,O1任务态模糊熵值在 β 频段都低于静息态。

3.4 脑电节律能量特征分类结果

本文将全部受试者Oz、CP4的 θ 和 α 频段任务态静息态的脑电节律能量差值,C4的 β 和 γ 频段任务态静息态的脑电节律能量差值放入数据集中,这些所选特征为集合 Q ,使用LDA、逻辑回归(Logistic regression, LR)、SVM和KNN进行高眩晕组和低眩晕组分类。同时为验证本文所提的基于配对样本 t 检验及高眩晕和低眩晕中脑电特征与晕动症相关性不同进行特征选择的方法对分类结果是否具有提升作用,将未经过选择的高眩晕组脑电节律能量特征 Q_1 放入KNN中,将未经选择的特征与选择的特征结合,即 $Q_1 + Q$ 放入KNN中。最后为验证两状态脑电节律能量差值用于分类的有效性,使用与 Q 中相

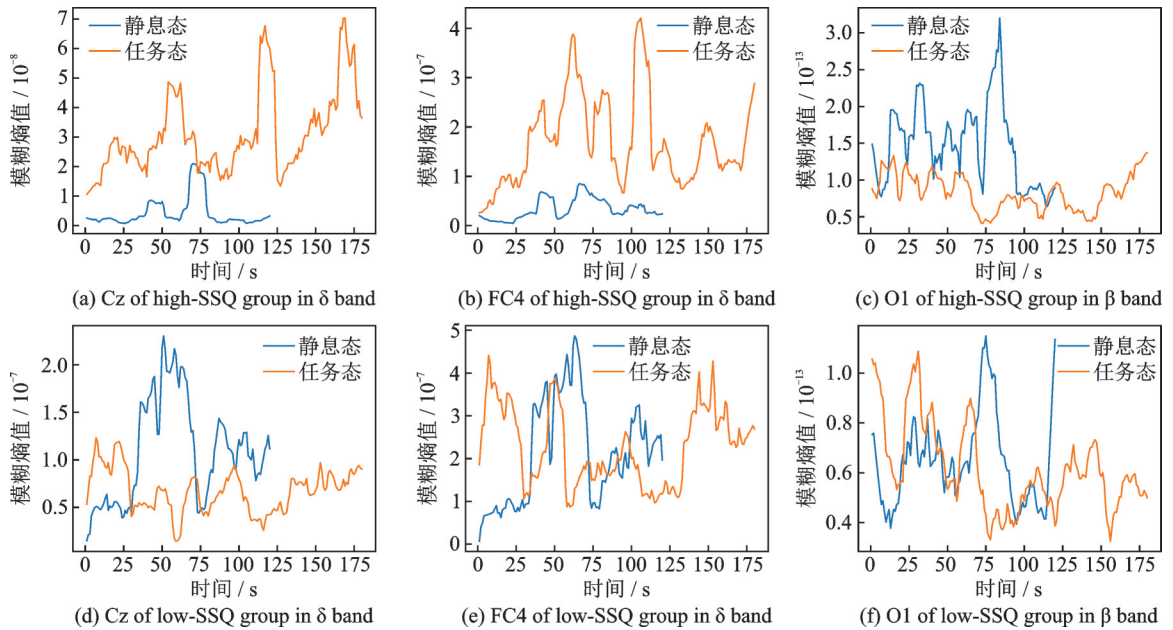


图4 高低眩晕组不同状态间3组模糊熵值对比图

Fig.4 Comparisons of three fuzzy entropy values between two states for high- and low-SSQ groups

同的频段和导联,但仅将任务态脑电节律能量放入数据集中,定义该特征集合为 q ,使用KNN分类。关于KNN算法还有一点比较重要,即关于 K 值的选择,本文使用十折交叉验证对给定的1~10个 K 值逐一测试以求得最优解,当 $K=1$ 时 $Q+KNN$ 平均准确率最高,结果如表4所示。

表4 脑电节律能量特征不同分类器的结果

Table 4 Results of different classifiers for EEG rhythm energy characteristics

| 方法 | Accuracy/% | Precision | Recall | F_1 -score | AUC |
|---------------|------------------|-----------|--------|--------------|------|
| $Q+LDA$ | 79.26 ± 2.34 | 0.78 | 0.80 | 0.79 | 0.79 |
| $Q+LR$ | 79.41 ± 4.24 | 0.80 | 0.82 | 0.80 | 0.81 |
| $Q+SVM$ | 74.80 ± 3.25 | 0.76 | 0.77 | 0.76 | 0.78 |
| $Q+KNN$ | 89.13 ± 2.42 | 0.87 | 0.88 | 0.87 | 0.86 |
| Q_1+KNN | 68.74 ± 4.36 | 0.69 | 0.70 | 0.68 | 0.69 |
| $(Q_1+Q)+KNN$ | 67.26 ± 5.14 | 0.70 | 0.68 | 0.67 | 0.67 |
| $q+KNN$ | 82.72 ± 4.18 | 0.81 | 0.84 | 0.82 | 0.84 |

3.5 模糊熵特征分类结果

p 值越小,表明差异性越大。基于3.3节模糊熵特征统计检验结果,仅选取 $p < 0.0001$ 的特征,既有助于提高分类准确率,又可削减计算成本。将全部受试者 δ 频段FC4和Cz的任务态静息态模糊熵差值, β 频段O1的任务态静息态模糊熵差值放入数据集中,这些所选特征为集合 P ,使用LDA、LR、SVM和KNN进行高眩晕组和低眩晕组分类,同时为验证本文所提的基于配对样本 t 检验及高眩晕和低眩晕中脑电特征与晕动症相关性不同进行特征选择的方法对分类结果是否具有提升作用,将未经过选择的高眩晕组模糊熵特征 P_1 放入KNN中;将未经选择的特征与选择的特征结合,即 P_1+P 放入KNN中;最

后为验证模糊熵差值用于分类的有效性,使用与 P 中相同的频段和导联,但仅将任务态脑电节律能量放入数据集中,定义该特征集合为 p ,使用KNN分类。使用十折交叉验证对给定的1~10个 K 值逐一测试以求得最优解,当 $K=3$ 时 $P+KNN$ 的平均准确率最高,结果如表5所示。

表5 模糊熵特征不同分类器的结果

Table 5 Results of different classifiers for fuzzy entropy features

| 方法 | Accuracy/% | Precision | Recall | F_1 -score | AUC |
|---------------|------------|-----------|--------|--------------|------|
| $P+LDA$ | 88.33±4.87 | 0.89 | 0.90 | 0.89 | 0.88 |
| $P+LR$ | 77.19±4.11 | 0.79 | 0.80 | 0.78 | 0.78 |
| $P+SVM$ | 84.98±4.27 | 0.86 | 0.88 | 0.86 | 0.87 |
| $P+KNN$ | 91.47±4.68 | 0.93 | 0.94 | 0.93 | 0.92 |
| P_1+KNN | 72.15±4.30 | 0.72 | 0.74 | 0.73 | 0.73 |
| $(P_1+P)+KNN$ | 69.18±3.42 | 0.71 | 0.67 | 0.68 | 0.70 |
| $p+KNN$ | 87.39±3.46 | 0.88 | 0.89 | 0.87 | 0.88 |

值得一提的是,本文将脑电节律能量和模糊熵特征混合进行高眩晕组和低眩晕组分类,但混合特征对分类表现没有显著的提升作用。

4 讨论

实验结果表明,受试者产生高水平晕动症时,在脑电节律能量方面,CP4和Oz在 θ 、 α 频段的频谱能量变化有显著变化($p<0.01$);C4在 β 、 γ 频段的频谱能量变化有显著变化($p<0.01$)。观察表2可发现:(1)高眩晕组晕动诱发时CP4和Oz在 θ 、 β 频段能量显著降低,而低眩晕组在该频段范围能量无明显变化;(2)高眩晕组晕动诱发时C4除低频部分其余频段能量都有所降低,而低眩晕组除 β 、 γ 频段和低频部分没有明显变化以外其余能量也都在降低,说明只分析任务态较静息态的显著差异无法说明晕动症与之有关联,比如测试场景的突然变化以及脑电帽和VR设备长时间佩戴产生的不适都会影响受试者脑电信号,因此需要分高眩晕组和低眩晕组对照分析,才可选择出与高水平晕动症有关的特征以及排除与晕动症无关的其他刺激引发脑电信号变化的影响。

在脑电信号模糊熵方面,受试者产生高水平晕动症时其脑电信号在 δ 频段有FC4、Cz模糊熵值发生显著变化($p<0.0001$),O1在 β 频段两状态间模糊熵值差异较大($p<0.0001$)。观察图4可发现:(1)高眩晕组Cz和FC4任务态模糊熵值在 δ 频段都高于静息态,且任务态模糊熵整体趋势随时间增加而升高,在几个时间段有陡然升高的现象,而这些时间段受试者正经历测试场景内前后俯仰运动模式,说明这种运动模式更易诱发晕动症;(2)低眩晕组Cz和FC4静息态模糊熵值在 δ 频段较任务态区别不明显,而且低眩晕组Cz和FC4静息态模糊熵值在 δ 频段都高于高眩晕组,说明晕动耐受性高的群体可能大脑 δ 波在平静状态下运动更活跃,这里理应高眩晕组和低眩晕组没有明显差距,但事实却相反,说明存在个体差异,因此验证特征时需要用任务态减去静息态差值来做分类数据集以提高准确率;(3)高眩晕组O1任务态模糊熵值在 β 频段都低于静息态,而低眩晕组O1任务态模糊熵值在 β 频段与静息态无明显区别。

最后使用KNN算法验证上述脑电节律能量特征和模糊熵特征,得到的准确率分别为(89±2)%和(91±5)%,说明所选取的这两类特征可以用于检测晕动症的发生。相较于SVM、LDA和LR分类器,KNN的效果最好,这与Goncales等的结论一致^[14]。本文在特征提取方面,将节律能量和模糊熵应用于晕动症脑电特征的研究;在特征选择方面,利用高眩晕组和低眩晕组对照排除无关因素对晕动症分类

的影响。本文提供了一种检测虚拟现实晕动症水平的有效指标,为治疗或缓解虚拟现实晕动症提供客观依据。

本文尚存在局限之处:(1)男女受试者比例失调,无法判断性别对晕动症发生时脑电特征的影响;(2)本试验受试者均为坐着参与测试,无法判断身高对VR诱发晕动症的影响;(3)主观问卷采用测后填写,所以无法实时获取受试者体验眩晕诱发场景时的主观感受。未来工作将围绕上述问题展开:(1)招募男女比例均衡、身高差距显著的受试者群体以研究性别、身高与晕动症是否存在关联,提取出特定群体晕动症的脑电特征;(2)将脑电和心电、皮肤电等其他生物电信号结合分析晕动症以解决主观问卷无法实时反映受试者晕动水平的问题,便于探究晕动症随时间变化的脑电特征。

5 结束语

为了更好地研究晕动症与脑电信号的关系,提取更有效的脑电特征去检测晕动症水平,本文基于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受试者者的脑电信号,使用连续小波变换和模糊熵的方法提取特征,并采用基于配对样本 t 检验及高眩晕和低眩晕中脑电特征与晕动症相关性不同进行特征选择的方法,最后使用KNN验证这些特征。通过主观SSQ量表得分将20组受试者分为高眩晕组 and 低眩晕组,目的是更有效选取检测晕动症水平的脑电特征。脑电节律能量的结果是受试者产生高水平晕动症时,CP4和Oz在 θ 、 α 频段能量有显著性差异($p < 0.01$),C4在 β 、 γ 频段能量有显著性差异($p < 0.01$),这些特征的分类准确率为89%;模糊熵分析的结果是受试者产生高水平晕动症时,Cz和FC4在 δ 频段模糊熵值有显著性差异($p < 0.0001$),O1在 β 频段模糊熵值有显著性差异($p < 0.0001$),这些特征的分类准确率为91%。研究结果表明,脑电节律能量与模糊熵结果可能与虚拟现实晕动症有关,有望成为检测虚拟现实晕动症水平的有效指标。

参考文献:

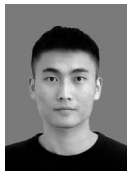
- [1] REBENITSCH L, OWEN C. Review on cybersickness in applications and visual displays[J]. *Virtual Reality*, 2016, 20(2): 101-125.
- [2] LIU R, ZHUANG C, YANG R, et al. Effect of economically friendly acustimulation approach against cybersickness in video-watching tasks using consumer virtual reality devices[J]. *Appl Ergon*, 2020, 82: 102946.
- [3] YILDIRIM C. Cybersickness during VR gaming undermines game enjoyment: A mediation model[J]. *Displays*, 2019, 59: 35-43.
- [4] PALMISANO S, MURSIC R, KIM J. Vection and cybersickness generated by head-and-display motion in the Oculus Rift[J]. *Displays*, 2017, 46: 1-8.
- [5] YANG Z, REN H. Feature extraction and simulation of EEG signals during exercise-induced fatigue[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 46389-46398.
- [6] 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, 49(9): 1097-1118.
ZHANG Guanhua, YU Minjing, CHEN Guo, et al. A review of EEG features for emotion recognition[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2019, 49(9): 1097-1118.
- [7] OZMEN N G, GUMUSEL L, YANG Y. A biologically inspired approach to frequency domain feature extraction for EEG classification[J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2018, 2018: 9890132.
- [8] KROKOS E, VARSHNEY A. Quantifying VR cybersickness using EEG[J]. *Virtual Reality*, 2021, 26(1): 77-89.
- [9] LIM H K, JI K, WOO Y S, et al. Test-retest reliability of the virtual reality sickness evaluation using electroencephalography (EEG)[J]. *Neurosci Letter*, 2021, 743: 135589.
- [10] OH H, SON W. Cybersickness and its severity arising from virtual reality content: A comprehensive study[J]. *Sensors*, 2022, 22(4): 1314.
- [11] 王磊,张天恒,郭苗苗,等. 虚拟现实沉浸式视觉体验引起脑疲劳的脑电信号分析[J]. *中国生物医学工程学报*, 2020, 39(2):

16-28.

WANG Lei, ZHANG Tianheng, GUO Miaomiao, et al. EEG signal analysis of fatigue caused by virtual reality immersive visual experience[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2020, 39(2): 16-28.

- [12] GONCALES L J, FARIAS K, KUPSSINSKŪ L S, et al. An empirical evaluation of machine learning techniques to classify code comprehension based on EEG data[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 203: 117354.
- [13] 田京, 罗志增. 基于模糊熵的运动想象脑电信号特征提取[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(S1): 92-98.
TIAN Jing, LUO Zhizeng. Motor imagery EEG feature extraction based on fuzzy entropy[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2013, 41(S1): 92-98.
- [14] VALENZI S, ISLAM T, JURICA P, et al. Individual classification of emotions using EEG[J]. Journal of Biomedical Science and Engineering, 2014, 7(8): 604-620.
- [15] LIU Ran, LIU Mingming, LI Dehao, et al. FPGA architecture for real-time ultra-high definition glasses-free 3D system[C]// Proceedings of CCF Chinese Conference on Computer Vision. [S.l.]: [s.n.], 2017: 380-392.
- [16] 孙克辉, 贺少波, 尹林子, 等. 模糊熵算法在混沌序列复杂度分析中的应用[J]. 物理学报, 2012, 61(13): 71-77.
SUN Kehui, HE Shaobo, YIN Linzi, et al. Application of FuzzyEn algorithm to the analysis of complexity of chaotic sequence [J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(13): 71-77.
- [17] KENNEDY R S, LANE N E, BERBAUM K S, et al. Simulator sickness questionnaire: An enhanced method for quantifying simulator sickness[J]. The International Journal of Aviation Psychology, 1993, 3(3): 203-220.
- [18] 王天宇, 陈晗, 王刚, 等. 采用小波变换和双向长短期记忆网络的脑电睡眠分期模型[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(9): 104-111.
WANG Tianyu, CHEN Han, WANG Gang, et al. EEG sleep staging model using wavelet transform and bidirectional long short-term memory network[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(9): 104-111.
- [19] 李明爱, 张圆圆. 基于连续小波变换和符号传递熵的脑功能网络构建方法[J]. 电子学报, 2022, 50(7): 1600-1608.
LI Mingai, ZHANG Yuanyuan. A brain functional network based on continuous wavelet transform and symbolic transfer entropy[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(7): 1600-1608.

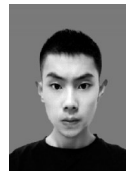
作者简介:



周占峰(1997-),男,硕士研究生,研究方向:脑电信号与脑机接口、虚拟现实晕动症等, E-mail: zhanfeng_zhou1997@163.com。



化成城(1991-),通信作者,男,博士,讲师,研究方向:脑电信号与脑机接口、虚拟现实晕动症、工作记忆等, E-mail: huachengcheng@nuist.edu.cn。



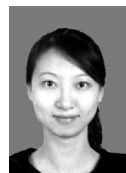
柴立宁(1998-),男,硕士生,研究方向:脑电信号与脑机接口、虚拟现实晕动症。



严颖(1985-),男,博士,讲师,研究方向:复杂系统的故障诊断与故障预测、脑机接口、机器学习、优化等。



刘佳(1981-),女,博士,教授,研究方向:虚拟现实/增强现实人机交互、机器人技术等。



付荣荣(1985-),女,博士,副教授,研究方向:脑电信号处理及特征提取、脑意图动态识别、脑机接口系统研究等。

(编辑:王静)