基于脑电特征的嗅觉与听觉对晕动症的缓解研究*

范臻[1,2] 唐帮备[2,3] 李衍[2] 罗冰洁[2] 陆火平[2]

（1.四川轻化工大学机械工程学院，宜宾 643002；2.重庆文理学院智能制造工程学院，重庆 402160；3.陆军军医大学生理教研室，重庆 400038）

【摘要】针对自动驾驶条件下乘员易发生晕动症，严重影响出行体验的问题，提出一种基于脑电图分析的嗅觉与听觉缓解方法。以薄荷气体和α脑波音乐作为刺激源，通过驾驶模拟平台构建自动驾驶环境，采集30名被试者的脑电信号，设计了听觉、嗅觉、听觉&嗅觉3种晕动症缓解方案，结合脑电信号中的时域、频域特征（平均值、方差、偏度、峰度、功率谱密度）与分类算法构建了基于脑电数据的晕动症识别模型，并基于该模型进一步评估了3种方案对晕动症的缓解效果。结果表明：听觉&嗅觉方案缓解效果最好，缓解指数（RI）平均值达到58%；单一嗅觉方案的缓解效果次之，缓解指数平均值为35%；单一听觉方案的缓解效果最差，缓解指数平均值为21%。

关键词：脑电特征 薄荷气体 脑波音乐 感官缓解 晕动症识别

中图分类号：U463.6 **文献标志码：**A **DOI：** 10.20104/j.cnki.1674-6546.20250257

A Study on the Alleviation of Motion Sickness Through Olfactory and Auditory Stimulation Based on EEG Features

Fan Zhen[1,2], Tang Bangbei[2,3], Li Yan[2], Luo Bingjie[2], Lu Huoping[2]

（1. School of Mechanical Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Yibin 643002; 2. School of Intelligent Manufacturing Engineering, Chongqing University of Arts and Sciences, Chongqing 402160; 3. Physiology Teaching and Research Section, Army Medical University, Chongqing 400038）

【Abstract】 To address the issue of motion sickness among passengers in autonomous driving scenarios, which significantly compromises the travel experience, this study proposes an olfactory and auditory mitigation method based on EEG analysis. Using mint gas and alpha brainwave music as stimuli, an autonomous driving environment is constructed via a driving simulation platform. EEG signals are collected from 30 participants, and three motion sickness mitigation protocols (auditory, olfactory, and combined auditory-olfactory) are designed. Combining temporal and frequency domain features (mean, variance, skewness, kurtosis, power spectral density) from EEG signals with classification algorithms, an EEG-based motion sickness recognition model is developed. This model is then used to evaluate the efficacy of the three approaches in alleviating motion sickness. Results indicate: The auditory & olfactory protocol demonstrated the highest efficacy, reducing Relief Index (RI) by an average of 58%. The olfactory-only protocol showed moderate efficacy, reducing RI by an average of 35%. The auditory-only protocol exhibited the lowest efficacy, reducing RI by an average of 21%.

Key words: EEG features, Menthol gas, Brainwave music, Sensory relief, Motion sickness detection

【引用格式】 范臻, 唐帮备, 李衍, 等. 基于脑电特征的嗅觉与听觉对晕动症的缓解研究[J]. 汽车工程师, 2026(5): 42-48.

FAN Z, TANG B B, LI Y, et al. A Study on the Alleviation of Motion Sickness Through Olfactory and Auditory Stimulation Based on EEG Features[J]. Automotive Engineer, 2026(5): 42-48.

*基金项目：国家自然科学基金项目（52402444）；重庆市自然科学基金面上项目（CSTB2025NSCQ-GPX0336）；重庆市研究生科研创新项目（CYS240776）；重庆文理学院研究生科研创新项目（CUAS-GSK2024001）。

通信作者：唐帮备（1990—），男，博士，副教授，主要研究方向为汽车智能座舱用户体验测试评价技术，电动车乘员晕动症测评与治理，驾驶疲劳、分心和异常情绪识别与调控方法等，tangbangbei@126.com。

1 前言

与传统人工驾驶相比，在自动驾驶模式下，驾驶员被解放出来从事阅读、工作或娱乐等非驾驶相关任务[1]，这种角色的转变，加之车辆运动与视觉感知之间的潜在冲突，极大地加剧了晕动症的发生率与严重程度[2]。Sivak 和 Schoette 针对成年人在乘坐自动驾驶汽车时参与的活动进行调查研究发现，经常发生晕动症的乘客占 14%，其中 17% 的乘客会发生比较严重的晕动症现象[3-4]。因此，开发有效、非侵入性且易于集成的晕动症缓解策略，已成为人机交互和汽车工业领域亟待解决的核心问题。

目前，多感官整合理论为晕动症的缓解提供了新视角[5]。该理论认为，通过引入与运动相一致的其他感官线索，可以帮助大脑重新校准和融合矛盾的感觉信息，从而减轻冲突。在诸多感官模态中，听觉与嗅觉展现出巨大的应用潜力。在听觉方面：Kuiper 等[6]研究发现，在密闭空间的运动驾驶模拟器中，通过听觉预先感知即将发生的运动信息，可使晕动症症状减轻一半；Keshavarz 等[7]研究发现，播放部分愉快的音乐可以减少乘客晕动症的发生；Li 等[8]研究了 4 种类型（欢快、忧伤、激昂、轻缓）的音乐对晕动症的调节作用，结果表明，欢快音乐与轻缓音乐对晕动症具有更好的缓解作用。在嗅觉方面：刘茜等[9]研究发现，吸入雾化生姜精油、橙皮精油、食醋对小白鼠具有不同程度的抗晕效果，其中生姜精油的效果最为显著；郭琪等[10]指出，干姜挥发油、醇提物及粉末具有良好的抗晕作用；林颖[11]进行的实车晕车减缓试验表明，20% 浓度的姜花气味嗅觉刺激可以有效减轻晕车程度。将这两种感官干预应用于自动驾驶座舱这一密闭、可控的环境中，具有极高的可行性和集成便利性。

然而，当前对于嗅觉与听觉干预效果的评价大多依赖于主观问卷（如晕动病量表）和有限的生理指标（如皮电、心率），缺乏对大脑中枢神经活动的直接、客观评估，并且，在对晕动症的缓解试验中，单一感官干预与多重感官干预的效果评价未作进一步分析。因此，本文以薄荷气体和 α 脑波音乐[12]作为刺激源，基于脑电图技术重点讨论听觉、嗅觉、听觉&嗅觉 3 种方案对晕动症缓解效果的差异性，为提高自动驾驶晕动症缓解的有效性以及未来自动驾驶智能座舱的舒适性设计提供优化方向。

2 晕动症缓解试验

2.1 被试者组成

本文招募了 30 名用户作为被试者，被试者的男女比例为 2∶1，平均年龄为 25.2 岁，均具有 2 年及以上驾龄。招募过程中，将参与过脑电试验的被试者和心理健康、嗅觉与听觉异常的被试者排除，在测试时，将紧张无法正确完成试验操作的被试者排除。取得被试者同意后，与其签订试验知情同意书，告知其试验内容与在试验中需完成的任务，所有被试者在试验前一晚保证睡眠充足。

2.2 试验场景

试验环境由 E-Prime 3.0 人机交互平台、E-Prime 3.0 心理学试验软件、脑电图（Electroencephalogram，EEG）放大器与脑电帽、嗅觉测试体验仪 OET 2.0、V99 自动驾驶模拟器、脑电信号采集模块等组成，如图 1 所示。脑电信号采集模块用于采集被试者脑电信号，由于人体的复杂性，脑电信号会随外部环境的变化而变化，具有信号微弱、噪声强、随机性强的特点。Electro-Cap 64 通道脑电帽的电极位置基于国际 10-20 标准导联系统定位，CPz 和 End 电极分别用作参考和接地，采样频率为 500 Hz。本文用 EEG 放大器与 64 通道脑电帽自带的信号采集软件 ErgoLAB 采集和处理被试者在晕车缓解前、后的脑电信号。

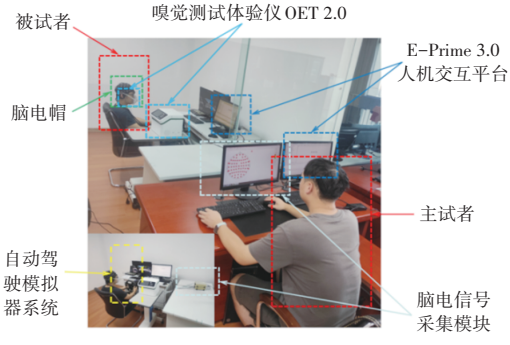


图 1 试验场景

嗅觉测试体验仪 OET 2.0 由 10 个气味源（气味精油）、10 个结构相同的气泵、烧瓶、液晶屏等组成，如图 2 所示。气味释放后经呼吸面罩进入被试者鼻孔，气味释放程序设计通过心理学试验编程软件 E-Prime 3.0 实现，根据试验需要选取薄荷精油，用于产生薄荷气味。调控音乐通过 E-Prime 3.0 连接耳机播放。



图2　嗅觉测试体验仪

由于试验中需要采集被试者在晕动状态下的脑电信号，而实际道路环境中诱发晕动症状可能导致驾驶操作能力下降，存在安全隐患，故本文采用自动驾驶模拟器替代实车试验来诱发被试者的晕动症状并采集脑电信号。该方案的主要优势在于安全性高，可避免因晕动症状引发的驾驶风险，并且试验环境可控，能够精确调节视觉运动刺激参数来诱发不同程度的晕动反应环境。

2.3　诱晕道路筛选

本文选用EA平台开发的Forza Horizon 5软件和莱仕达V99驾驶模拟器搭建模拟驾驶环境（见图1），该模拟器可以模拟驾驶员在真实驾驶过程中的道路交通环境，其包含车辆操作系统、影像显示系统和音响系统3个部分。为保证晕车诱发试验的有效性与可控性，在Forza Horizon 5内置道路中进行了初步筛选，筛选原则如下：

a. 行程时长适中，避免过短无法满足试验时间需要或过长导致被试者疲劳。

b. 具备晕动症诱发性，能够对大多数被试者产生晕车效应。

c. 道路复杂度适中，复杂度过低会降低诱发效果并易造成疲劳，过高则可能因碰撞或驶出路面干扰试验。

根据以上原则选出5条道路，覆盖不同复杂度、不同长度及多种周边地貌（雨林、沙漠、山地、海岸和城市），每条道路单次行驶时间均大于5 min。针对初筛的5条道路，分别使用痛苦程度（Misery Scale，MISC）量表[13]、斯坦福睡意量表[14]（疲劳程度）和利克特（Likert）量表[15]（道路复杂度）记录被试者数据，相关量表如表1~表3所示。被试者每完成一条道路的模拟驾驶后填写量表，当MISC评分≥2时视为诱发成功，为避免晕车累计干扰，填写完量表后被试者进行3 min自由活动。

表1　痛苦程度量表

症状	程度	MISC
没有任何不舒服		0
有些不舒服，但无特别症状		1
眩晕，变冷/热，头疼，胃/喉咙难受，出汗，视线模糊，打哈欠，打嗝，疲惫，分泌唾液增多，但不恶心	模糊	2
	轻微	3
	较明显	4
	严重	5
恶心	轻微	6
	较明显	7
	严重	8
	干呕	9
呕吐		10

表2　斯坦福睡意量表

精神状态	分值
感觉精力充沛，头脑清醒，毫无倦意	1
精力较充沛，但不是最佳状态，能集中注意力	2
清醒但有些松散，对外界的刺激有反应但不够警觉	3
有一定程度的昏昏沉沉，不精神	4
昏昏沉沉，在清醒时对周围事物兴趣不大，迟钝	5
瞌睡，很想躺下，但努力保持头脑清醒，头昏	6
不想再努力保持清醒，很快就入睡，有做梦的感觉	7
睡着	8

表3　Likert量表

评分	定义	描述
1	极其简单	几乎无需操控，路段无任何障碍或变化
2	非常简单	仅需极少量注意力，操作完全自动化
3	简单	偶尔需要注意路况，但操作无压力
4	中等	需要稳定注意力，有明确的操作需求
5	困难	高频操作，需高度集中精力
6	非常困难	复杂路况（如夜间暴雨+多车交会）
7	极端困难	几乎无法完成驾驶任务

通过K-均值（K-Means）聚类分析，5条道路在3个维度的表现情况如图3所示。

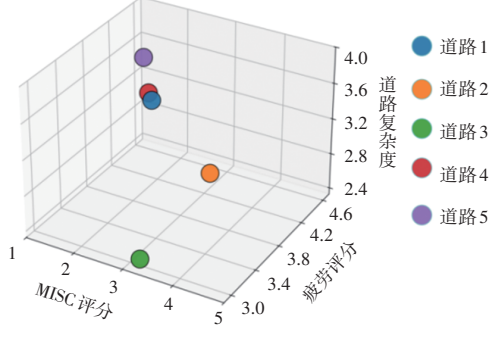


图3　模拟道路三维聚类结果

由图3可知,道路2、道路3具备较好的晕动症诱发效果,但道路2更易使人产生疲劳,因此选定道路3作为后续试验的晕动症诱发材料,如图4所示。



图4　道路3环境

2.4　数据采集

30名被试者被分为3组,每组10人。开始试验前,主试者为被试者佩戴面罩和脑电信号采集模块后,被试者调整坐姿,选取足够舒适且能长时间保持的姿势。一段时间(1 min)后被试者进入平静状态,开始记录脑电信号,并在模拟驾驶环境(道路3)中进行晕动症诱发,在诱发过程中,每隔2 min由主试者按照MISC量表内容向被试者发问,并根据被试者的回答填写MISC量表,直到被试者晕动症程度达到2级及以上的状态。之后进行晕动症缓解,其中第1组同时使用α脑波音乐和薄荷精油进行缓解,第2组仅使用α脑波音乐缓解,第3组仅使用薄荷精油缓解。试验完成后,截取3组被试者在缓解前、后的脑电信号。

3　试验数据处理

3.1　主观测试数据

在整体分析中,被试者按照缓解前与缓解后分为不同的两类样本。根据表1可以得到两类样本的缓解等级变化值,并对其求取算术平均值,以平均信号变化值的正负作为唤醒的平均变化趋势,分析晕动症缓解方案的有效性。采用配对样本t检验确定变化趋势的显著性(P),P<0.05时被认为是显著的,统计结果如表4所示。

表4　不同缓解方案的缓解效果

缓解方案	MISC			t	P
	缓解前	缓解后	变化值		
听觉	3.200	1.500	−1.700	6.526	<0.05
嗅觉	3.100	1.300	−1.800	8.995	<0.05
听觉&嗅觉	3.100	1.200	−1.900	6.042	<0.05

由表4可知,所有方案对晕动症的缓解均具有积极作用,且听觉&嗅觉缓解方案效果最佳,即多感官缓解方案效果最优,可能的原因在于能够同时激活多条神经通路,产生协同增效作用,从而更有效地提升警觉性与活力。

3.2　脑电测试数据

3.2.1　数据预处理

EEG电极按照10–20标准导联系统放置,各电极通道位置如图5所示。依据脑功能分区原则,将有效电极划分为前额叶区(Fp)、额叶区(F)、中央区(C)、顶叶区(P)、枕叶区(O)五大功能脑域。

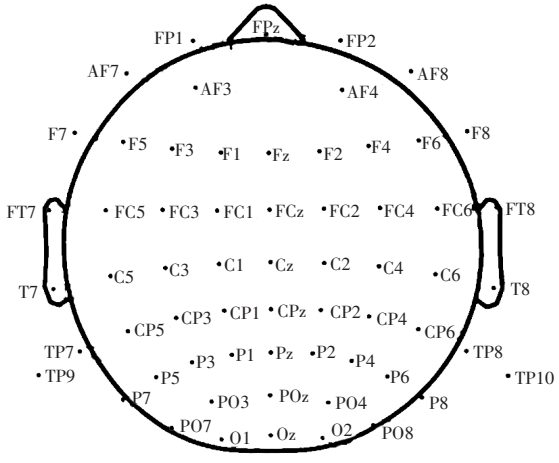


图5　EEG电极通道位置

本文采用MATLAB中的EEGLAB工具箱对脑电信号进行预处理,脑电信号在采集过程中常受到各种噪声和伪影的影响,因此预处理是确保信号质量和后续分析准确性的关键,通常包括滤波和去伪影[16–17]。有研究指出,与晕车相关的脑电节律主要是α波(8~13 Hz)、θ波(4~7 Hz),所以在滤波器上设置了3~15 Hz的带通滤波,可有效保留所需要的成分,去除无关频率范围的脑电数据。

滤波处理后进行独立成分分析(Independent Component Analysis,ICA),ICA是一种基于高阶统计特性的盲源分离方法,其核心目标是从多元观测信号中解耦出相互统计独立的潜在源成分。在脑电信号处理中,ICA假设通过头皮记录的混合信号由若干独立神经活动源与伪迹源线性叠加而成,利用信号的非高斯性最大化原则实现成分分离,其计算原理为:

$$\boldsymbol{X}=\boldsymbol{AS}+\varepsilon \tag{1}$$

式中:$\boldsymbol{X}\in\mathbf{R}^{C\times T}$为通道的脑电观测信号矩阵;$C$为通道数,也是观测信号矩阵$\boldsymbol{X}$的行数;$\boldsymbol{S}\in\mathbf{R}^{M\times T}$为独立成分的时间进程;$M$为假设的独立源数量;$T$为每个通道/每个成分的时间序列长度,即矩阵$\boldsymbol{X}$和$\boldsymbol{S}$的列数;$\boldsymbol{A}$为包含源信号混合系数的矩阵;$\varepsilon$为加性噪声。

3.2.2　特征提取

脑电信号是一种时序信号，其时域波形反映了信号随时间的变化情况，用于分析脑电波形的基本形态和波动规律。本文提取的时域特征包括平均值、方差、偏度和峰度[18]。

一段时间内脑电信号幅值的平均值为：

$$\bar{X}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i \tag{2}$$

式中：N为当前段的总采样点数量，x_i为第i个采样点的瞬时幅值。

EEG方差表征信号幅值的离散程度，反映脑电波幅波动的强度：

$$\sigma^2=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i-\mu)^2 \tag{3}$$

式中：μ为该段脑电信号的平均幅值，反映基线水平。

偏度用于衡量统计数据概率分布的不对称性，正偏表示分布偏右、负偏表示分布偏左，可用于检测异常脑电活动：

$$S=\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i-\mu)^2}{k_2^{3/2}} \tag{4}$$

式中：k_2为二阶中心矩。

峰度用于反映信号幅值分布形态的陡缓程度：

$$K=\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i-\mu)^4}{\left(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i-\mu)^4\right)^2}-3 \tag{5}$$

功率谱密度（Power Spectrum Density，PSD）是表征信号频域能量分布的统计量，反映信号功率随频率变化的特性。对于脑电信号，PSD通过傅里叶变换将时域电压信号转换至频域，量化不同节律（如α波、θ波）的能量强度。

使用韦尔奇（Welch）算法计算功率谱密度，首先将长度为N的脑电信号序列$\{x_i,i=1,2,\cdots,N\}$分成L段，每段有M个数据点，第k段数据为$x_k(n)=x_{n+kM-M}$，$0\leqslant n\leqslant M,1\leqslant k\leqslant L$，其次对每段数据进行窗函数$w(n)$处理，求得每段数据的周期图：

$$I_k(\omega)=\frac{1}{U}\left|\sum_{n=0}^{M-1}x_k(n)w(n)e^{-j\omega n}\right|^2,\ i=1,2,\cdots,M-1 \tag{6}$$

式中：$U=\frac{1}{M}\sum_{n=0}^{M-1}\omega^2(n)$为窗函数的归一化因子；$\omega$为角频率。

之后对所有段取平均，得到最终的功率谱密度：

$$P_{SD}(e^{i\omega})=\frac{1}{L}\sum_{k=1}^{L}I_k(\omega) \tag{7}$$

3.2.3　基于脑电信号的分类模型

本文选取缓解前、后两个阶段的数据组成用于建立分类模型的数据集，为增强模型对脑电信号时变特征的敏感性并缓解小样本限制，采用滑动窗口策略对事件标记后5 s数据以1 s为步长进行分段（窗口长度1 s，重叠4 s）。该方法在保持事件相关时序结构的前提下，将原始数据量扩充至5倍，同时通过局部时间窗的平移对齐优化模型对个体反应延迟的泛化能力[19]。

针对3.2.2节提取的多维脑电特征值，系统比较了K近邻（K-Nearest Neighbor，KNN）、支持向量机（Support Vector Machine，SVM）、反向传播（Back Propagation，BP）神经网络、随机森林（Random Forest，RF）和逻辑回归（Logistic Regression，LR）等5种模型在晕动症状态识别中的性能表现，为建立最优分类预测模型提供试验依据。

3.2.4　模型评估

选用准确率（Accuracy）A作为晕动症识别模型的性能评估指标：

$$A=(N_{TP}+N_{TN})/(N_{TP}+N_{TN}+N_{FP}+N_{FN}) \tag{8}$$

式中：N_{TP}为真阳性数量，N_{TN}为真阴性数量，N_{FP}为假阳性数量，N_{FN}为假阴性数量。

4　结果分析

4.1　模型评估结果

通过Python分析各模型对5个脑区的最佳交叉验证准确率分类结果，如图6所示。

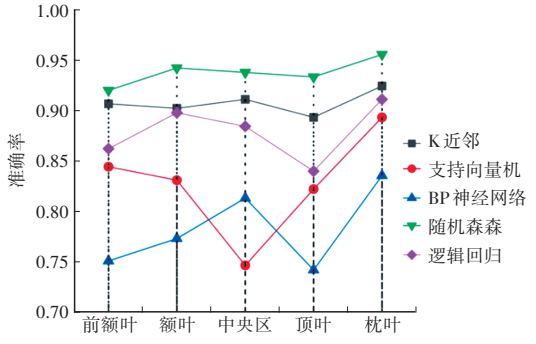


图6　模型在5个脑区的分类结果

由图6可知，在5个脑区中，随机森林和K近邻算法均表现出较高的准确率，支持向量机和逻辑回归算法对前额叶和枕叶脑区的评估表现良好，但在其他区域则稍逊一筹，BP神经网络对大多数脑区的

评估性能均处于中等水平,而对枕叶区,随机森林模型的评估效果优于其他4种模型,因此,最终选定枕叶区,采用随机森林模型作为乘员晕动症识别模型,其混淆矩阵结果如图7所示。

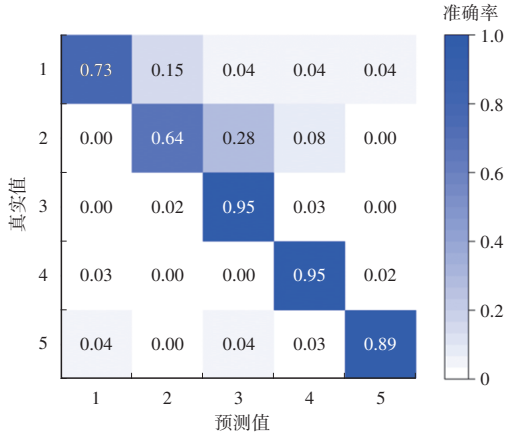


图7　随机森林混淆矩阵

4.2　晕动症缓解结果

为分析3种缓解方案(听觉、嗅觉、听觉&嗅觉)对晕动症的缓解效果,将每种方案缓解前与缓解后的枕叶区脑电特征输入晕动症识别模型,本文以缓解指数(Relief Index,RI)作为评价标准:

$$R_I = \frac{R_A - R_B}{R_A} \times 100\% \tag{9}$$

式中:R_A、R_B分别为缓解前、缓解后模型预测的MISC评分。

随机森林模型预测分析结果显示,3种方案均可显著降低个体晕动症等级(单侧威尔科克森(Wilcoxon)符号秩检验,$P \leqslant 0.041$),经科诺弗(Conover)两两比较分析,3种方案两两间存在显著性差异,说明晕动症缓解方案的有效性。其中听觉&嗅觉联合干预方案的缓解指数最高,显著优于单一嗅觉和单一听觉方案,如表5所示。

表5　3种方案的统计结果

缓解方案	RI	*P*	
		Wilcoxon检验	Conover检验
听觉	0.21	0.041	0.002(与听觉&嗅觉)
嗅觉	0.35	0.002	0.018(与听觉)
听觉&嗅觉	0.58	<0.001	0.035(与嗅觉)

5　结束语

针对自动驾驶条件下乘员易发生晕动症的问题,本文提出一种基于脑电特征的嗅觉与听觉缓解方法,以薄荷气体和α脑波音乐作为晕动症缓解试验的刺激源,主观数据结果显示,听觉、嗅觉、听觉&嗅觉缓解方案对晕动症的缓解均具有积极作用,且听觉&嗅觉缓解方案的晕动症等级下降最显著。基于脑电数据的分析结果显示,听觉&嗅觉联合干预的效果最优,与主观评价结果相一致。

综上,在基于嗅觉与听觉刺激的乘员晕动症缓解方法中,听觉&嗅觉缓解效果最好,嗅觉次之,最后是听觉,即多感官对晕动症的缓解效果明显优于单一感官的缓解效果。

尽管本文揭示了采用随机森林模型对枕叶区进行评估在晕动状态识别中的优越性,并基于此验证了多感官对晕动症的缓解效果明显优于单一感官,但仍存在一些局限性:样本量较少,在一定程度上降低了结论的确定性;在数据处理阶段,仅提取了常用的特征进行分析,并未评估不同特征对晕动症分类的贡献度,影响模型的解释性和泛化能力;该试验在驾驶模拟器上进行,与真实的驾驶环境存在一定差异,可能影响晕动症状的诱发强度和脑电响应强度。

后续研究中,为进一步验证结论,将扩充试验样本量,并构建更全面的脑电特征集,采用特征选择算法识别最具判别力的特征子集,以提升模型准确率,同时开展实车试验,评估模拟器试验结论的外部有效性。

参　考　文　献

[1] SCHMIDT E A, KUIPER O X, WOLTER S, et al. An International Survey on the Incidence and Modulating Factors of Carsickness[J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2020, 71: 76-87.

[2] 高振海, 金励辛, 高菲, 等. 自动驾驶车辆晕动症研究综述[J]. 汽车技术, 2022(8): 1-9.
GAO Z H, JIN L X, GAO F, et al. A Research Review on Motion Sickness in Autonomous Vehicles[J]. Automobile Technology, 2022(8): 1-9.

[3] SIVAK M, SCHOETTLE B. Motion Sickness in Self-Driving Vehicles[R]. Michigan: The University of Michigan Transportation Research Institute, 2015.

[4] SCHMIDT E A, KUIPER O X, WOLTER S, et al. An International Survey on the Incidence and Modulating Factors of Carsickness[J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2020, 71: 76-87.

[5] KIM J, LUU W, PALMISANO S, et al. Multisensory Integration and the Experience of Scene Instability, Presence and Cybersickness in Virtual Environments[J]. Computers in Human Behavior, 2020, 113.

[6] KUIPER O X, BOS J E, DIELS C, et al. Knowing What's Coming: Anticipatory Audio Cues Can Mitigate Motion Sickness[J]. Applied Ergonomics, 2020, 85.

[7] KESHAVARZ B, HECHT H. Pleasant Music as a Countermeasure Against Visually Induced Motion Sickness [J]. Applied Ergonomics, 2014, 45(3): 521-527.

[8] LI Y L, LI Y, LI Y, et al. A Study on the Mitigating Effect of Different Music Types on Motion Sickness Based on EEG Analysis[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2025, 19.

[9] 刘茜, 兰彪盛, 焦亚军, 等. 雾化吸入不同植物精油对小鼠的抗晕动病作用[J]. 实用预防医学, 2019, 26(1): 109-110+113.
LIU Q, LAN B S, JIAO Y J, et al. Curative Effect of Atomized Inhalation of Different Plant Essential Oils on Mice with Motion Sickness[J]. Practical Preventive Medicine, 2019, 26(1): 109-110+113.

[10] 郭琪, 赵晓红, 雷虹, 等. 干姜及其提取物的抗晕动病作用研究[J]. 实用药物与临床, 2015, 18(3): 268-271.
GUO Q, ZHAO X H, LEI H, et al. Effect of Dry Ginger and Its Extracts on Motion Sickness[J]. Practical Pharmacy and Clinical Remedies, 2015, 18(3): 268-271.

[11] 吴盈章, 林颖, 李文博, 等. 乘员晕车的生理表征与缓解方法[J]. 汽车工程, 2024, 46(1): 50-60+74.
WU Y Z, LIN Y, LI W B, et al. Physiological Manifestation and Relief Method of Passenger's Carsickness[J]. Automotive Engineering, 2024, 46(1): 50-60+74.

[12] 陈家鑫. 基于脑波音乐的疲劳检测与调节系统[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
CHEN J X. A Fatigue and Regulation System Based on Brainwave Music[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.

[13] SAREDAKIS D, SZPAK A, BIRCKHEAD B, et al. Factors Associated with Virtual Reality Sickness in Head-Mounted Displays: A Systematic Review and Meta-Analysis[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2020, 14.

[14] 徐柳慧, 汪瀚. 睡眠障碍常用评估量表的临床选择[C]// 世界中医药学会联合会老年医学专业委员会、中国中西医结合学会慢病防治与管理专业委员会2019学术年会. 北京: 世界中医药学会联合会老年医学专业委员会, 2019: 157.
XU L H, WANG H. Clinical Selection of Common Assessment Scales for Sleep Disorders[C]// Geriatric Medicine Professional Committee of World Federation of Chinese Medicine Societies, Chronic Disease Prevention and Management Professional Committee of Chinese Association of Integrated Traditional and Western Medicine. Beijing: Geriatric Medicine Professional Committee of World Federation of Chinese Medicine Societies, 2019: 157.

[15] JEBB A T, NG V, TAY L. A Review of Key Likert Scale Development Advances: 1995-2019[J]. Frontiers in Psychology, 2021, 12.

[16] 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.

[17] LI Y, LIU A, DING L. Machine Learning Assessment of Visually Induced Motion Sickness Levels Based on Multiple Biosignals[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 49: 202-211.

[18] LI Y, TANG B B, HU Z A, et al. Research on Classification of Driving Fatigue Brain Regions under Human Machine Co-Driving Based on Time-Frequency Domain EEG Features[C]// 2024 8th CAA International Conference on Vehicular Control and Intelligence (CVCI). Chongqing, China: IEEE, 2024: 1-6.

[19] ZHON X L, LIU C Y, CHEN Z S, et al. Brain Foundation Models: A Survey on Advancements in Neural Signal Processing and Brain Discovery[EB/OL]. (2025-07-19) [2025-10-23]. https://arxiv.org/abs/2503.00580.

（责任编辑　斛　畔）

修改稿收到日期为2025年10月23日。