



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION

基于SSVEP-BCI的可穿戴疲劳检测系统

欧阳元兵, 罗亦鸣, 李宇诗, 王皓, 潘昱杉

引用本文:

欧阳元兵, 罗亦鸣, 李宇诗, 王皓, 潘昱杉. 基于SSVEP-BCI的可穿戴疲劳检测系统[J]. 控制与决策, 2024, 39(7): 2414–2420.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1583>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种基于多层语义特征的图像理解方法

An image understanding method based on multi-level semantic features

控制与决策. 2021, 36(12): 2881–2890 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0927>

具有动态弹性稀疏表示的鲁棒目标跟踪算法

Dynamic elastic net sparse representation robust visual tracking

控制与决策. 2021, 36(11): 2674–2682 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0865>

基于核典型相关性-熵成分分析的工业过程质量监测方法

A quality monitoring method for industrial process based on kernel canonical correlation-entropy component analysis

控制与决策. 2021, 36(12): 2999–3006 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0548>

小样本下多稀疏表示分类器的决策融合方法

Decision fusion of multiple sparse representation-based classifiers in case of small samples

控制与决策. 2021, 36(8): 1984–1990 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1839>

基于图像和高程数据的天际线定位匹配

Skyline position matching based on image and elevation data

控制与决策. 2020, 35(11): 2665–2674 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0155>

基于 SSVEP-BCI 的可穿戴疲劳检测系统

欧阳元兵^{1,2}, 罗亦鸣³, 李宇诗¹, 王皓³, 潘昱杉^{1†}

(1. 西交利物浦大学 智能工程学院, 江苏 苏州 215123; 2. 江苏集萃脑机融合智能技术研究所有限公司, 江苏 苏州 215131; 3. 西安电子科技大学 网络与信息安全学院, 西安 710126)

摘要: 由于稳态视觉诱发电位的脑机接口 (SSVEP-BCI) 具有高准确性、高传输速率且无需训练, 用户需要花费大量精力专注于视觉刺激以产生足够强的 SSVEP, 其中高亮度、频繁的低频刺激和单一任务十分容易使用户产生疲劳. 针对用户疲劳问题, 提出一种针对 SSVEP-BCI 的实时疲劳检测系统, 该系统包括一个可穿戴式脑电设备的硬件设计和实现以及基于支持向量机的分类算法. 基于该系统, 对用于疲劳检测准确性的熵进行研究, 并发现模糊熵与近似熵在检测中具有的一致性, 在疲劳变化微弱的情况下模糊熵变化更突出, 而在疲劳变化明显的情况下近似熵的变化更显著. 此外, 对前额和枕叶信号进行比较, 发现前额信号的分类准确性通常高于枕叶信号, 同时复合准确性高于任何一种单独使用时的准确性.

关键词: 脑机接口; 稳态视觉诱发电位; 熵; 疲劳检测; 支持向量机; 脑电图

中图分类号: TP391 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1583

引用格式: 欧阳元兵, 罗亦鸣, 李宇诗, 等. 基于 SSVEP-BCI 的可穿戴疲劳检测系统 [J]. 控制与决策, 2024, 39(7): 2414-2420.

Wearable fatigue detection system for SSVEP-BCI

OUYANG Yuan-bing^{1,2}, LUO Yi-ming³, LI Yu-shi¹, WANG Hao³, PAN Yu-shan^{1†}

(1. School of Advanced Technology, Xi'an Jiaotong-Liverpool University, Suzhou 215123, China; 2. Jiangsu JITRI Brain Machine Fusion Intelligence Institute Co, Ltd, Suzhou 215131, China; 3. School of Cyber Engineering, Xidian University, Xi'an 710126, China)

Abstract: Steady-state visual evoked potential-based brain-computer interfaces (SSVEP-BCI) are very popular for assistive control applications because of high accuracy, high transmission rate and no training required. However, users need to spend a lot of energy focusing on visual stimuli to generate strong enough SSVEP. Users are very fatigued due to high luminance, frequent low-frequency stimuli and single task. In this thesis, a real-time fatigue detection system for the SSVEP-BCI is proposed. The system completes the hardware design and implementation of a wearable electroencephalogram (EEG) device, and the classification algorithm based on support vector machines (SVM). On this basis, this project investigates the entropy used for fatigue detection accuracy and finds that fuzzy entropy and approximate entropy are consistent in detection. The fuzzy entropy change is more prominent in the case of weak fatigue changes while the approximate entropy change is more significant in the case of significant fatigue changes. In addition, this paper compares prefrontal and occipital lobe signals and finds that prefrontal signals usually have higher classification accuracy than occipital lobe signals. And the composite accuracy is higher than the accuracy of either one when used alone.

Keywords: brain-computer interaction; steady-state visual evoked potential; entropy; fatigue detection; support vector machine; electroencephalogram

0 引言

人机交互为机器快速准确地理解人类需求做出了杰出的贡献^[1]. 在人机交互的诸多技术中^[2-3], 脑

机接口 (brain-computer interaction, BCI) 被广泛用于实现人机交互. 在辅助控制研究中, 基于稳态视觉诱发电位 (steady-state visual evoked potential, SSVEP) 的

收稿日期: 2023-11-13; 录用日期: 2024-01-16.

责任编辑: 邓庆绪.

†通讯作者. E-mail: Yushan.Pan@xjtlu.edu.cn.

BCI 颇为突出,它要求用户将视线集中在刺激目标,以在视觉皮层中产生与视觉刺激相同频率的稳态视觉诱发电位.因此在使用 SSVEP-BCI 时,用户需要集中精力注意不同频率的刺激以进行功能的切换,这种持久而单调的任务可能导致精神疲劳.

在医学中,精神疲劳被普遍认为是中枢性疲劳的主要组成部分,其主要表现为警觉性降低^[4].因此精神疲劳通常可能破坏用户体验^[5],也是事故发生的主要原因之一.在精神疲劳中,视觉和认知负荷是两个主要的因素,其被认为会分散注意力从而导致脑电图(electroencephalogram, EEG)和 BCI 性能下降^[6].因此,在 SSVEP-BCI 研究过程中,神经疲劳检测系统是必不可少的^[7].先前的研究提出了几种疲劳检测方法,例如在日常情景中,通过计算用户的眼睑闭合程度来反映当前的困倦指数,该方法需要用户不断面对摄像头,并且无法准确识别黑暗条件下的疲劳^[8].这种高亮度、频繁的低频刺激和单一任务十分容易使用户产生疲劳,因此针对用户疲劳问题使用生理信号进行疲劳识别是另一种重要的方法. EEG 在疲劳分类中起着至关重要的作用,与其他信号不同, EEG 可以对神经元的实时活动状态进行评估^[9].然而,生活和工业场景下的 EEG 采集设备普遍具有费用高且不具备便携性和易用性等特点,不利于日常疲劳监测.此外,在疲劳检测系统中,脑电通道过多和特征相关性差,这将同样阻碍疲劳检测的精度^[10].

本文开发一个高精度、低功耗的四路可移动信号通道的 EEG 采集装置,集成实时的疲劳检测算法,推导相应的模糊熵和近似熵以比较和验证不同模型的准确性.经过评估后,对模型和数据进行统计分析,发现具有统计学意义.最后,该系统将算法和嵌入式采集设备集成到实时疲劳检测设备中,用于 SSVEP-BCI 的辅助检测.该系统中,用户从 PC 端接收视觉刺激,四通道硬件采集设备从枕部和前额采集信号,并滤除高频噪声干扰. EEG 通过串口发送到 PC 机, PC 机在解析数据包后进行特征提取,实时分类并反馈当前状态.本系统主要完成硬件电路设计、采集点位选择、特征提取与特征分类方案,最终以脑电采集与疲劳检测系统的形式呈现.

1 相关工作

疲劳对人类活动有负面影响,特别是工作中的疲劳可能导致严重事故.在德国,疲劳导致大约 25% 的交通事故死亡^[11].短时间的疲劳会导致精神抑郁和运动技能下降,而长时间的疲劳会导致工作能力下降,因此疲劳检测一直是研究人员特别关注的话题,

在测试方法方面,主流的方法可分为主观测试和客观测试.

1.1 主观疲劳检测

最常用的主观测试方法之一是问卷调查法.其中 Karolinska 嗜睡量表(Karolinska sleepiness scale, KSS)^[12]最被认可.利用该方法进行疲劳检测通常要求参与者每隔几分钟填写一次量表,其中 2~5 min 是最常见的间隔时间.其局限性在于需要人工填写问卷,实时性较差,参与者在填写量表时可能会变得警觉,不适用于在连续性作业的使用场景.

1.2 客观疲劳检测

1.2.1 基于机器视觉的疲劳检测方法

随着人工智能的发展,计算机视觉在面部识别的检测中广泛应用,如检测参与者的眼睑闭合百分比(percentage of eyelid closure over the pupil over time, PERCLOS).该方法反映了完整的眼睑闭合过程,目前被认为是最可靠的疲劳检测方法,但对环境光线和设备的要求均很高.

1.2.2 基于生理信号的疲劳检测

当前的研究已经证明了 EEG 中眼动的特征与疲劳有关联.然而,眼电图的检测受到实验者头部位置和面部表情的影响,受到面部肌电图的干扰较大,准确性难以保证^[13]. EEG 信号具有动态和非线性的特点以及很高的时间分辨率,由于其信号源自大脑神经元的电位活动,是评估疲劳最准确和预测性最强的指标之一. Rifa'i 等^[10]使用主成分分析处理了 32 个电极信号中的 16 个,并通过提取功率谱密度最终获得了 75.5% 的识别率,然而这种策略实施效果不佳.熵是衡量系统复杂性的度量标准,可用于 EEG 检测研究. Mu 等^[14]将位移熵、样本熵、模糊熵与谱熵融合,提出了一种用于识别驾驶员疲劳的新特征,可得到高达 98.75% 的准确率.然而,由于提取了所有通道的特征,算法效率降低.此外,提取特征所需的时间较长,不利于实际应用.

1.3 EEG 采集设备与检测点位

目前,有许多用于 BCI 系统的 EEG 信号采集设备.例如 Peng 等^[15]使用了 128 通道的 Cerebus 神经采集设备来获取用于脑控机器人的 EEG 信号. Gao 等^[16]使用来自 Neuroscan 的 40 通道 NuAmps 放大器来获取正常和疲劳状态下的 EEG 信号,并进行脑网络分析.对这些 EEG 信号采集设备的比较表明,通道数越多的设备通常过大,不够便携且计算量大;而便携设备通常通道数较少,限制了 BCI 系统中大脑电信号的完整性,因此优化设计多通道便携式 EEG 信号

采集设备具有重要意义。

2 研究方法

本文所完成的工作包括信号采集电路设计、采集点位选择、特征提取、特征分类与数据分析。本节主要介绍特征提取与特征分类算法支持向量机的原理与设计。本文将选择近似熵和模糊熵作为特征参数从 EEG 中提取出来,输入到支持向量机中进行特征分类。

2.1 基于非线性动力学的特征提取

2014 年有研究提出,当人出现疲劳时神经活动减慢,神经细胞活跃度降低^[17],因此,使用熵来描述神经活跃水平以确定疲劳程度是一个很好的选择。

2.1.1 近似熵

文献 [18] 提出的近似熵 (approximate entropy, AE) 算法通常用于短时间序列信号,可以衡量生理序列的不规则性。较高的近似熵值表示时间序列更加随机和复杂,较低的近似熵值表示时间序列更加规律和可预测。算法如下:对于一个在等时间间隔采样的 N 维时间序列,假设原始时间序列为

$$\{x(i), i = 1, 2, \dots, n\}. \quad (1)$$

根据嵌入维度 m 重构一个 m 维向量信号集合,再设定相似性容差值为 r ,计算每个 i 与其他向量的距离 Dt_{ij} ,有

$$Dt_{ij} = \max(|x(i+k) - x(j+k)|), k \in [0, m-1]. \quad (2)$$

将小于 r 的 Dt_{ij} 的个数之和记为 S ,计算 S 与总距离数的比值,有

$$C_i^m(r) = \frac{S}{N-m-1}. \quad (3)$$

先对 $C_i^m(r)$ 求对数,再计算平均值可以得到

$$B^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \ln C_i^m(r). \quad (4)$$

因此,近似熵定义为

$$ApEn = B_i^m(r) - B_i^{m+1}(r). \quad (5)$$

2.1.2 模糊熵

近似熵使用了阶跃函数,熵值突变性强,出现断点的可能性较大。而模糊熵 (fuzzy entropy, FE) 用指数函数模糊化相似性度量公式,使得模糊熵值随参数变化而连续平滑变化,从而降低结果偏差。在选择参数方面也会有更多的自由度,并且对噪声具有更好的鲁棒性。模糊熵也是衡量新模式生成概率的指标,测量值越大,新模式生成的概率便越大,即序列的复杂性越高。模糊熵计算步骤如下:对于一个长度为 N 的

时间序列 (1),参考近似熵的求解过程,使用式 (2) 对该序列进行重构和向量相对距离求解,得到 Dt_{ij} 。

引入模糊隶属函数 $A(x)$,有

$$A(x) = \begin{cases} 1, & x = 0; \\ \exp\left[-\ln(2)\left(\frac{x}{r}\right)^2\right], & x > 0. \end{cases} \quad (6)$$

对于 $i = 1, 2, \dots, N-m+1, j = 1, 2, \dots, N-m+1 (j \neq i)$ 范围里的多个向量,计算 $A(x)$ 平均值

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m+1} A_{ij}^m, \quad (7)$$

使得

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} C_i^m(r). \quad (8)$$

原始时间序列的模糊熵为

$$\text{FuzzyEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\ln \Phi^m(r) - \ln \Phi^{m+1}(r)]. \quad (9)$$

模糊熵的计算涉及 3 个主要参数: m 、 r 和 n 。 m 可以称为模式维度或嵌入维度, r 表示模糊函数边界的宽度。 r 过大会丢失很多统计信息, r 过小则不能很好地估计统计特性,也会增加对噪声结果的敏感性。 N 决定了相似度容差边界的斜率, N 越大斜率越大,为了捕捉尽可能多的详细信息,实验中取 $m = 2, r = 0.2 \times SD, N = 2$ 。

2.2 支持向量机

支持向量机 (support vector machine, SVM) 基于统计学习理论,通过有限的样本信息寻求最佳的结构化解决方案^[19]。 SVM 通过非线性映射函数将特征向量 $\phi: R^d \rightarrow H$, 映射到高维的欧氏空间 H 。 在非线性的情况下,用于两个分类的最优分类面的方程为

$$\phi(x) : w + b = 0. \quad (10)$$

在约束条件

$$\xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

和

$$y[w \cdot \phi(x_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

下,最优分类面的判别式为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n y_i a_i K(x_i \cdot x) + b. \quad (13)$$

作为一个判别函数,当 $f(x) > 0$ 时,预测的类别为 +1; 否则为 -1。 在 SVM 中,一个关键问题是使用适当的核函数。 线性核函数和径向基核函数在实践中被广泛使用,当训练样本数据是线性可分时,首选线性核函数,径向基核函数通过将样本映射到无穷维的

特征空间来处理非线性问题. 高斯核函数的特点是可以灵活地捕捉到各种形状的决策边界, 有

$$K(x, y) = \exp\{-|x - y|^2/2\sigma^2\}. \quad (14)$$

因此本文选择径向基核函数作为支持向量机分类的核函数.

3 信号采集

3.1 信号采集电路设计

结合上述讨论, 为了采集到适合的脑电数据, 系统通过最简单的电路设计实现高精度信号采集, 采用顶层设计和模块化设计方法简化系统级设计困难, 增强了每个子系统的稳定性和可靠性. 该系统包含ADC采集模块、电源调节和充电模块以及信号传输模块的设计, 每个模块的功能明确且协同工作. 设计使用BMF21A1芯片进行信号采集, 这是一种专用的生理信号采集芯片, 基于EEG信号的弱特性, BMF21A1可以检测的最小电压约为 $0.0081\mu\text{V}$, 完全满足EEG研究中对EEG信号采集的分辨率要求. 为了减少高频信号干扰, 电路在采集端设计了一个旁路电容, 滤掉输入信号和参考信号的高频噪声, 同时添加磁珠, 通过电感进一步将多余的高频噪声通过热能的形式释放, 使信号波形变得光滑. 研究人员感兴趣的EEG信号频率范围为 $0.5\sim 100\text{Hz}$ ^[20], 根据滤波器的截止频率选择 $1\text{k}\Omega$ 的电阻和 330pF 的电容值. 为了更精确地采集到EEG, 系统加入参考电极. 该电路的原理是当生物电极获取包含共模干扰的原始信号时, 共模信号被放大、反相并通过偏置电极连接回身体, 从而在身体上产生一个偏置电压, 同时利用负反馈消除共模干扰, 提高共模抑制比. 该电路常用于生物信号放大, 因为EEG信号是大脑特定点之间电位差的差异, 电压信号非常小, 信号幅度介于 $5\sim 100\mu\text{V}$ 之间, 典型值为 $20\mu\text{V}$. 此外, 受试者的身体受到测试环境中的电磁干扰(例如 50Hz 工频干扰), 这种干扰可能掩盖人体生物信号, 使信号难以测量. 头腿驱动电路可以有效抑制人体上的干扰, 而不影响EEG的采集, 提高电路的共模抑制比更容易将EEG信号与噪声分离, 具备实时动态调节能力.

由于BMF21A1只支持单通道信号采集, 为了最高效地利用MCU, 本设计仅通过MCU的SPI接口以串联方式与4个ADC采集芯片进行通信, 并通过为每个设备添加额外的片选信号连接多个采集芯片. 由于大量的SSVEP-BCI, 目前系统仍然需要依靠PC端实现高帧率的刺激呈现和数据分析. 系统最终的数据将通过串行协议发送给主机软件进行数据处理, 以减少采集设备的功耗和体积.

3.2 电极与点位选择

电极放置示意图如图1所示. 这项研究中, 人脑的不同脑区对应着不同功能, 前额区主要涉及决策和记忆, 枕叶区是视觉神经聚合的区域. 因此, 本文选取Fp1、Fp2、O1、O2四个位置作为信号通道, 将A1和A2设置为参考电极和驱动电极. 在电极的选择方面, 选择具有较好信噪比和舒适度的凝胶电极, 这将同时适用于有发区和无发区的脑电数据采集. 相对于电极, 凝胶电极有较好的舒适度和信噪比, 相比湿电极则不再需要每次使用都清洗头皮. 精简的采集点位与便捷的电极选择提高了该采集装置的易用性.

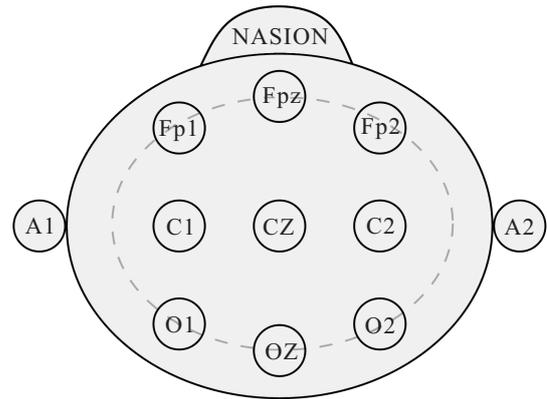


图1 国际10-20电极放置系

4 实验设计

EEG信号的幅值和信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)与被试者的精神疲劳有关^[21], 因此将SNR作为疲劳度量之一.

4.1 实验对象

所有实验对象都是具有独立能力的成年人, 共计30人, 没有神经系统疾病或相关症状的家族史. 实验前向参与者解释可能的后果和隐私问题, 所有参与者自愿参加研究. 本研究符合相关的伦理规定和指南.

4.2 实验任务

每组包括3个独立的模块, 各模块开始时都需填写KSS. 3个模块的刺激频率分别为 8Hz 、 12Hz 和 15Hz , 涵盖最广泛的SSVEP-BCI系统刺激频率范围. 每个完整的刺激模块为 5min . 单个刺激之间有 2s 的间隔. 整组实验将重复6次, 总时长为 $1.5\sim 2\text{h}$.

5 数据分析与验证

5.1 数据滤波

为了得到精确的EEG, 需要确保信号通过带内的通频段是平坦的. 此外, 通频段内最高增益系数与最低增益系数之间的差异应尽可能小, 阻断增益系数应该较低, 以确保尽可能滤除直流部分和高频干扰部分. 最后, 选择Butterworth数字带通滤波器和IIR

数字陷波器. 经过滤波后的脑电信号还需进一步通过滑动中值滤波器进行处理. 为了同步验证波形有效性, 给系统提供一个 12.5 Hz 的刺激信号, 并在枕区检测到对应数值的频率, 验证了该采集设备所采集的数据准确有效.

5.2 疲劳评估对比结果分析

本项目研究了通过稳态视觉诱发刺激产生的脑电信号中的视觉疲劳. 在收集脑电信号的同时记录主观疲劳程度和受试者 EEG 的信噪比. 使用问卷调

查根据参与者对不同程度嗜睡水平的个人近似的反应来估计心理状态, 并使用 KSS 进行评估. 图 2 给出 30 个受试者的 4 种特征变化差值, 为保护受试者隐私, 其横坐标为受试者编号, 纵坐标为实验前参数的差. 实验中, 30 名参与者在实验之后的 KSS 得分都有不同程度的增加, 表明被试者在实验期间主观感知到的疲劳程度增加. 同样, 对比 30 名参与者在警觉和疲劳状态下的 SNR, 结果显示所有参与者 SSVEP 信号的 SNR 都有不同程度下降.

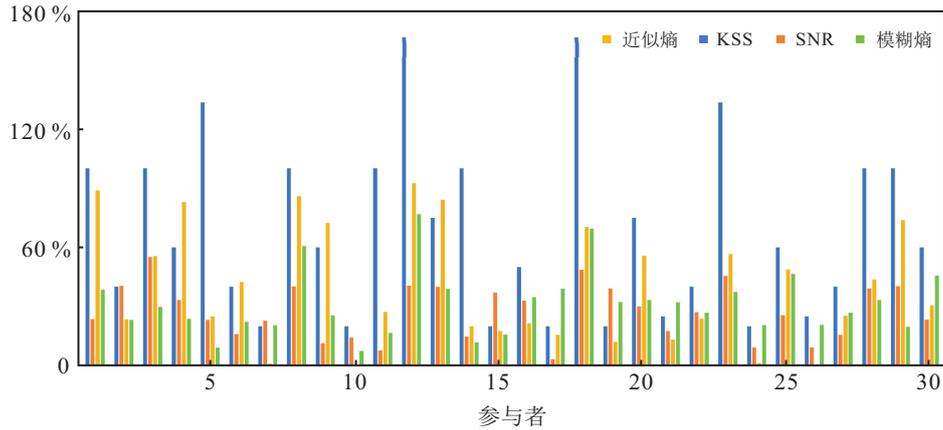


图 2 30 名参考者的 4 种特征变化差值

5.2.1 非线性动力学分析

由图 2 进一步分析可知, 第 1 组和第 12 组的疲劳指数分别增加了 100% 和 167%, 信噪比的变化为 23.7% 和 40.1%, 近似熵分别降低 88.8% 和 92.5%, 模糊熵分别减少 38.5% 和 76.8%. 第 6 组和第 7 组疲劳值分别变化为 2 和 1, 信噪比分别变化 16.2% 和 22.9%, 近似熵分别降低 42.4% 和 1%, 模糊熵分别降低 22.2% 和 20.5%, 这表明得分变化越显著, 熵的变化程度越大. 在近似熵与模糊熵对比上, 从单组实验疲劳变化的过程看 (图 3), 由单独提取特定受试者的完整数据可以发现, 在一个实验结束时模糊熵占据主导地位, 而在箭头 ② 所示的最后一个实验中, 受试者的疲劳水平显著降低, 但模糊熵仍然相对迅速地作出响应. 在箭头 ③ 中, 疲劳反应显著时, 近似熵的变化比模糊熵更为显著. 这一趋势与近似熵和模糊熵的数学特性一致. 从受试者试验前后总体的疲劳变化看, 在疲劳变化显著 (KSS 变化程度大于或等于 100%) 的情况下, 如受试者 1、3、5、8、11、12、14、18、23、28、29, 近似熵的变化差值均超过模糊熵的变化差值. 而在疲劳非显著变化尤其是变化程度不超过 50% 的情况下, 模糊熵仍然占变化的主导地位, 如受试者 7、10、15、16、17、19、21、22、24、26、27、30, 在受试者 7、10、24、26 的实验中, 疲劳变化均不超过 30%, 其对应

的脑电近似熵变化均微弱, 而模糊熵仍能够显著做出反应. 因此, 近似熵和模糊熵都能很好地描述疲劳的存在, 并能相互补充.

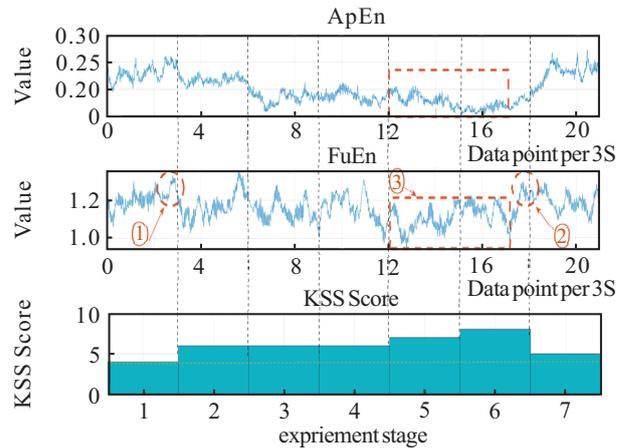


图 3 实验者 11 测试特征变化曲线

5.2.2 统计学分析

为了确保熵值的有效性, 首先使用方差分析 (ANOVA) 测试找到近似熵和模糊熵的 p 值, 结果如表 1 所示. 所有熵的 p 值均小于 0.05, 表明熵的变化对于疲劳和警觉性的判断是有意义的. 此外, 进行 4 组数值的相关性分析, 使用皮尔逊相关系数进行统计, 如图 4 所示. 图中的数值表示横坐标与纵坐标之间的相关性, 相关性越高数值越接近 1, 对应的颜色越深. 如

AE与AE自身的相关性系数为1,存在完全相关的线性关系,颜色最深.结果显示,这两种熵与疲劳之间存在显著的相关性,其中模糊熵具有最高的相关系数,KSS与信噪比之间呈低线性相关关系.

表1 ANOVA相关性分析

| 特征 | p值 |
|------|--------|
| ApEn | 0.0022 |
| FuEn | 0.0382 |
| SNR | 0.0098 |

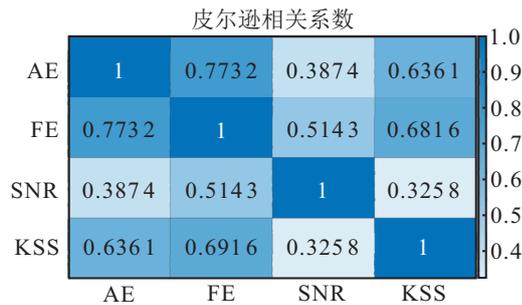


图4 相关性系数矩阵

5.2.3 特征分类结果的比较

对30个实验对象的数据进行处理,将训练集和测试集按比例随机划分为7:3,结果如图5所示.可以看出:在个体参数方面,模糊熵比近似熵更准确;在组合特征方面,O1和O2的分类效果比Fp1和Fp2分类效果弱,但4个位点的组合通常更强.最终,系统选择4个点位的3个特征的组合作为输入特征使用SVM进行分类,能够实现96.61%的疲劳识别.

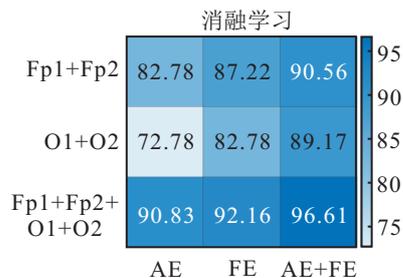


图5 消融学习结果

6 结论

SSVEP-BCI是一种通过捕捉视觉神经诱发视觉信号进行目标分析与控制的脑机接口范式,信号处理技术的进步以及对脑电信号的深入研究为其应用提供了便利,但长时间使用仍会造成疲劳.基于此,研究开发了一套通用的脑电信号采集装置以及基于脑电信号的疲劳检测算法,主要贡献为:

1) 设计了一种通用的四导联可穿戴脑电信号采集设备,可以移动采集点位实现不同脑区的信号采集功能.该电路采集精度高、传输稳定性强且模块少,架构简单.相比常见的多通道采集设备,系统对采集

通道进行了精简,但同时保证了准确度和精度.最后结合便捷的凝胶电极进行脑电采集,使得整个采集装置增加了易用性.

2) 在特征提取方面,结合模糊熵与近似熵对疲劳脑电数据进行分析,结果显示在疲劳显著出现时,样本熵会有更明显的变化,而在疲劳刚发生变化时,模糊熵具有更好的灵敏度,两种特征进行互补,既提高了分类算法的精确度又不会导致计算成本的激增.在脑区选择上,针对SSVEP-BCI的特点,系统选择了用于决策的前额和视神经所在的枕区,分别对应Fp1、Fp2、O1、O2四个采集点位,进一步提高了系统的准确性.本文将4个导联的两种熵进行结合,针对性强,结果显示具有较好的分类效果.

3) 该系统可以直接应用于使用SSVEP-BCI在过程中的疲劳监测和开发者的辅助研究,同时对视觉疲劳和精神疲劳进行分析,结果表明该设备可延伸用作相关疲劳程度的预警,如夜间长途驾驶等.

参考文献(References)

- [1] Pan Y S. Reflexivity of account, professional vision, and computer-supported cooperative work: Working in the maritime domain[J]. Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction, 2021, 5: 370.
- [2] 程龙, 刘泽宇. 柔性触觉传感技术及其在医疗康复机器人的应用[J]. 控制与决策, 2022, 37(6): 1409-1432. (Cheng L, Liu Z Y. Flexible tactile sensing technology and its application in medical rehabilitation robots[J]. Control and Decision, 2022, 37(6): 1409-1432.)
- [3] 陈炫琦, 余青山, 张波涛, 等. 基于注意力引导空域图卷积SRU的动态手势识别[J]. 控制与决策, 2023, 38(11): 3083-3092. (Chen X Q, She Q S, Zhang B T, et al. Dynamic gesture recognition based on attention-guided spatial graph convolutional SRU[J]. Control and Decision, 2023, 38(11): 3083-3092.)
- [4] Pang Y Y, Li X P, Zheng H, et al. An auditory vigilance task for mental fatigue detection[C]. IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference. Shanghai, 2005: 5284-5286.
- [5] Luo Y M, Wang J L, Pan Y S, et al. Teleoperation of a fast omnidirectional unmanned ground vehicle in the cyber-physical world via a VR interface[C]. The 18th ACM SIGGRAPH International Conference on Virtual-Reality Continuum and its Applications in Industry. New York, 2022: 1-8.
- [6] Mun S, Park M C, Park S, et al. SSVEP and ERP measurement of cognitive fatigue caused by stereoscopic 3D[J]. Neuroscience Letters, 2012, 525(2): 89-94.

- [7] 许敏鹏, 吴乔逸, 熊文田, 等. 面向中高频SSVEP脑机接口的编解码算法研究[J]. 信号处理, 2022, 38(9): 1881-1891.
(Xu M P, Wu Q Y, Xiong W T, et al. Research on Encoding and Decoding Algorithms for Medium/high-frequency SSVEP-based Brain-computer Interface[J]. Journal of Signal Processing, 2022, 38(9): 1881-1891.)
- [8] Chacon-Murguia M I, Prieto-Resendiz C. Detecting driver drowsiness: A survey of system designs and technology[J]. IEEE Consumer Electronics Magazine, 2015, 4(4): 107-119.
- [9] Zou B, Liu Y, Guo M, et al. EEG-based assessment of stereoscopic 3D visual fatigue caused by vergence-accommodation conflict[J]. Display Technology, 2015, 11(2): 1076-1083.
- [10] Chai Rifai, Naik G R, Sai Ho Ling, et al. Channels selection using independent component analysis and scalp map projection for EEG-based driver fatigue classification[J]. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2017: 1808-1811.
- [11] Zhu M K, Chen J F, Li H B, et al. Vehicle driver drowsiness detection method using wearable EEG based on convolution neural network[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(20): 13965-13980.
- [12] Sahayadhas A, Sundaraj K, Murugappan M. Detecting driver drowsiness based on sensors: A review[J]. Sensors: Basel, 2012, 12(12): 16937-16953.
- [13] Bakker B, Zablocki B, Baker A, et al. A multi-stage, multi-feature machine learning approach to detect driver sleepiness in naturalistic road driving conditions[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(5): 4791-4800.
- [14] Mu Z D, Hu J F, Min J L. Driver fatigue detection system using electroencephalography signals based on combined entropy features[J]. Applied Sciences, 2017, 7(2): 150.
- [15] Peng Y F, Wong C M, Wang Z, et al. Fatigue evaluation using multi-scale entropy of EEG in SSVEP-based BCI[J]. IEEE Access, 2019, 7: 108200-108210.
- [16] Gao Z K, Liu C Y, Yang Y X, et al. Multivariate weighted recurrence network analysis of EEG signals from ERP-based smart home system[J]. Chaos, 2018, 28(8): 085713.
- [17] Chen C X, Wang J, Li K, et al. Assessment visual fatigue of watching 3DTV using EEG power spectral parameters[J]. Displays, 2014, 35(5): 266-272.
- [18] Srinivasan R, Fornari E, Knyazeva M G, et al. fMRI responses in medial frontal cortex that depend on the temporal frequency of visual input[J]. Experimental Brain Research, 2007, 180(4): 677-691.
- [19] Johns M W. A sleep physiologist's view of the drowsy driver[J]. Transportation Research—Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2000, 3(4): 241-249.
- [20] Petkos K, Koutsofidis S, Guiho T, et al. A high-performance $8\text{ nV}/\sqrt{\text{Hz}}$ 8-channel wearable and wireless system for real-time monitoring of bioelectrical signals[J]. J Neuroeng Rehabil, 2019, 16(1): 156.
- [21] Yadav N K, Almoqbel F, Head L, et al. Threshold determination in sweep VEP and the effects of criterion[J]. Documenta Ophthalmologica, 2009, 119(2): 109-121.

作者简介

欧阳元兵(1998—), 男, 硕士生, 从事脑机接口、人机交互等研究, E-mail: Yuanbing.Ouyang21@alumni.xjtlu.edu.cn;

罗亦鸣(1995—), 男, 博士生, 从事人机交互的研究, E-mail: luoyiming@xidian.edu.cn;

李宇诗(1986—), 男, 讲师, 博士, 从事计算机视觉、计算机图形学等研究, E-mail: yushi.li@xjtlu.edu.cn;

王皓(1978—), 男, 教授, 博士, 从事关键系统中的人工智能、大数据和(工业)物联网技术等研究, E-mail: wanghao@xidian.edu.cn;

潘昱杉(1986—), 男, 助理教授, 博士, 从事协同计算、人机交互和经验软件工程等研究, E-mail: Yushan.Pan@xjtlu.edu.cn.