超高海拔矿山防疲劳驾驶预警系统的研究与应用*

吴立活

(五矿有色金属股份有限公司, 北京 100044)

摘要:针对在超高海拔矿山严苛驾驶环境下,现有防疲劳预警系统精度不足95%、易受干扰等问题,研发了基于视觉与脑电(EEG)特征融合的疲劳检测系统。采用FastICA算法去眼电伪迹,提取脑电波能量比值及样本熵;应用YOLOX进行人脸检测,结合改进的PFLD算法提取眼状态、哈欠及头部姿态特征;设计了一种基于D-S证据理论与SVM的多源信息融合决策算法,有效整合视觉与脑电特征的概率分类结果。秘鲁拉斯邦巴斯超高海拔矿山的应用表明,基于多源信息融合的检测系统的检测准确率显著提升至97.6%,并能可靠捕捉关键疲劳特征。融合视觉与脑电特征可显著提升超高海拔环境下疲劳检测的精度与鲁棒性;D-S证据理论与SVM融合算法是实现97.6%高精度的关键;该系统为高海拔矿山的运输安全提供了可靠的技术支撑,可降低事故风险约15%,同时,为极端环境下的防疲劳研究提供了新思路。

关键词:高海拔矿山;疲劳驾驶检测;脑电特征;视觉特征;D-S理论;SVM算法

中图分类号:TD57;U492.8 **文献标识码**:A **文章编号**:1005-2763(2026)07-0248-09

Research and Application of Anti-Fatigue Driving Warning System in Ultra-High Altitude Mines

Wu Lihuo

(China Minmetals Nonferrous Metals Co., Ltd., Beijing 100044, China)

Abstract: Aiming at the problem that the accuracy of the existing anti-fatigue early warning systems is less than 95% and they are susceptible to interference in the harsh driving environment of ultra-high altitude mines, a fatigue detection system based on visual and electroencephalogram (EEG) features was developed. The FastICA algorithm was used to remove ocular artifacts, and the EEG energy ratio and sample entropy were extracted. YOLOX was used for face detection, combined with an improved PFLD algorithm to extract eye state, yawn and head posture features. A multi-source information fusion decision algorithm based on D-S evidence theory and SVM was designed, which effectively integrates the probabilistic classification results of visual and EEG features. The application in the ultra-high altitude mine in Las Bambas, Peru, shows that the detection accuracy of the system based on multi-source information fusion is significantly improved to 97.6%, and the key fatigue features can be reliably captured. The fusion of visual and EEG features can significantly improve the accuracy and robustness of fatigue detection in ultra-high altitude environments. The fusion algorithm of D-S evidence theory and SVM is the key to achieving 97.6% high accuracy. The system provides reliable technical support for the transportation safety of high-altitude mines, which can reduce accident risk by about 15%, and also provides a new approach for anti-fatigue research in extreme environments.

Key words: High-altitude mine, Fatigue driving detection, EEG feature, Visual feature, D-S theory, SVM algorithm

0 引言

矿产资源开发向超高海拔(>3 500 m)区域拓展已成趋势[1-2],这导致矿山运输驾驶环境极端严苛。研究表明[3-4],超高海拔(>3 500 m)地区的低氧、低压条件不仅加速了驾驶员疲劳进程,还会显著改变疲劳生理和行为特征,如脑电节律变化模式可能异于平原,面部肤色、瞳孔反应受强烈紫外线影响,驾驶舱振动和噪声模式特殊。现有系统往往基于平原环境设计,而对高海拔区域的特殊干扰因素缺乏鲁棒性,难以满足超高海拔矿山的严苛需求。因此,研发适用于此类极端环境的高效可靠防疲劳驾驶预警系统具有重大现实意义。

驾驶疲劳检测技术历经多年发展,已构建起多维

* **收稿日期**:2025-07-25

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2022YFC2904600);中国五矿集团有限公司科技专项计划项目(WKZB2212BJM501977)

作者简介:吴立活(1970—),男,河北邢台人,正高级工程师,主要从事金属矿业开发与运营管理工作。E-mail:lhwu@minmetals.com

度检测体系。主观层面采用问卷法收集信息,客观层面则覆盖反应时间测量、车辆运行状态评估、驾驶动作分析、生理信号监测(如脑电图,Electroencephalogram,EEG)及基于行为的眼部特征监测、计算机视觉(面部特征)等多种方法[5-10]。其中,EEG 信号因直接反映大脑状态,被视为疲劳检测的"金标准",其相关算法具备高信度与高效度,如智能帽(SmartCap)系统已在海外得到广泛应用。然而,接触式佩戴带来的不适感和用户体验问题限制了其广泛应用,且现有系统精度仍存在提升空间(通常低于 95%)。

在行为与视觉特征检测领域,PERCLOS(Percentage of Eyelid Closure Over the Pupilorer Time)方法与驾驶员注视点测量法是国外研究的热点方向。国内研究则擅长运用计算机视觉与图像识别技术,结合主动外观模型、小波滤波等技术手段,提取驾驶员的眼部、面部特征以判断驾驶员疲劳状态,虽然具有非接触优势,但其精度在光照变化、遮挡频繁的复杂矿山环境下易受严重影响,鲁棒性不足。此外,依赖车辆状态(如车道偏离)的方法对道路条件依赖性高,难以适应矿山非结构化道路场景。国内虽已涌现一批系统研发成果,如国家交通运输部公路科学研究院推出的多源信息融合预警系统(结合机器视觉与车辆传感器数据实现疲劳状态在线诊断与预警)、吉林大学研发的基于面部特征的实时监控方法(结合眼部与唇部特征提升检测可靠性)、北京交通大学开发的多特征融合检测法(借助神经网络融合眼睑状态、面部方向等特征实现精准检测),但这些系统是基于平原环境设计开发的,对超高海拔矿山的特殊干扰因素缺乏适配性。

综上所述,现有单一模态疲劳检测方法及平原环境下研发的系统,在超高海拔矿山复杂环境下普遍存在精度不足、鲁棒性差、适应性弱等问题,难以满足高可靠、高精度的安全监测需求。为此,本文提出一种融合脑电与视觉特征的多模态疲劳检测系统,结合 D-S(Dempster-Shafer)证据理论与支持向量机(SVM)算法,实现对多源信息的有效融合与精准分类。通过在秘鲁拉斯邦巴斯矿山的实地测试,验证了该系统在超高海拔环境下的优越性能,为极端条件下的疲劳监测提供了新的技术路径和应用示范。

1 疲劳预警系统研究现状

1.1 基于脑电图(EEG)的疲劳预警系统

在矿山运输领域,早期主要应用智能帽(SmartCap)系统来预警操作员的疲劳状态。SmartCap 系统采用脑电图(EEG)技术实现对疲劳状态的监测。SmartCap 系统架构如图 1 所示。

脑电信号的频段特征是诊断疲劳状态的关键指标,具有重要的诊断价值。脑电信号的频段特征见表 1[11]。

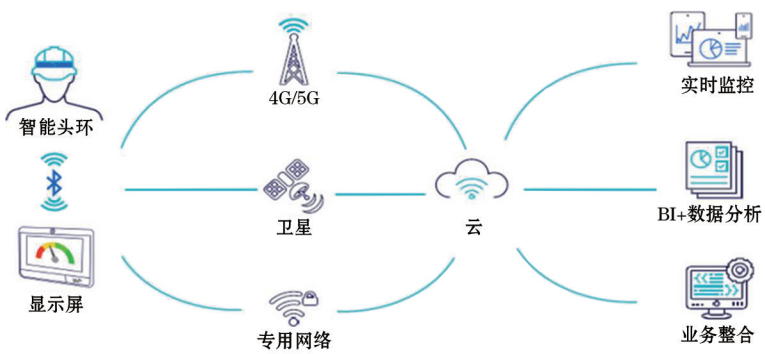


图 1 疲劳驾驶预警 SmartCap 系统架构

Fig.1 The architecture of SmartCap system for fatigue driving warning

表 1 脑电信号的频段特征

Table 1 Frequency band characteristics of EEG signals

节律波名称	频率范围/Hz	振幅/μV	主要特征
δ 波	0.5～3	100 左右	深度无梦睡眠,清醒状态不出现。
θ 波	4～7	20～40	困倦、中枢神经受抑状态。
α 波	8～13	10～40	闭眼放松状态,出现至消失常标志进入睡眠。
β 波	14～30	≤30	睁眼清醒、注意力集中、紧张或激动。
γ 波	30～45	≤30	高级认知活动、神经细胞高度兴奋与同步化。

研究表明,大脑从清醒转向疲劳的过程中,特定脑电节律的能量呈现规律性变化:低频的θ波和α波能量趋向于升高,而反映活跃认知状态的高频β波能量则显著降低。因此,可以通过动态计算脑电能量比值和样本熵并将其作为特征向量,同时利用支持向量机(SVM)进行疲劳状态分类[12-16],检测流程如图2所示。

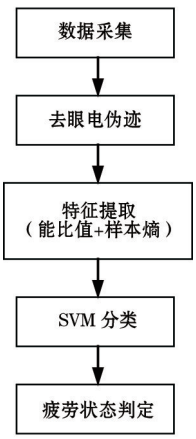


图2 基于脑电能量比值和样本熵的疲劳状态检测流程

Fig.2 Fatigue state detection process based on EEG energy ratio and sample entropy

1.2 基于视觉特征的疲劳预警系统

除了基于脑电信号的疲劳预警系统外,视觉疲劳监测技术因其非接触式特性,在矿山运输场景中获得持续拓展,通过实时捕捉面部微表情与行为模式,实现对驾驶员疲劳状态的即时评估。研究表明,高海拔缺氧加剧眨眼频繁、瞳孔缩小、头部倾斜等。该系统利用YOLOX算法实现人脸的目标检测,利用PFLD算法提取眼、嘴状态和头部姿态,基于眨眼频率、打哈欠及头部姿态等多特征融合来判断疲劳状态[17],基于视觉特征的疲劳检测流程如图3所示。

基于脑电(EEG)和视觉特征的疲劳状态检测技术虽已取得显著进展,但这两种技术的检测精度通常在95%以下(EEG方法约93%,视觉方法约95%)。尤其在高海拔矿山等复杂应用场景中,单一检测模式易受环境干扰(如光照、传感器稳定性)和个体生理差异影响,导致漏报率升高、鲁棒性不足,难以满足对检测精度和可靠性的严苛需求。在超高海拔环境下,光照剧烈变化、低氧导致的特殊生理反应(如非典型脑电模式、皮肤颜色变化)等因素使得上述问题尤为突出。

为应对上述挑战,特别是适应超高海拔矿山复杂多变的驾驶环境,笔者探索了多模态信息融合策略,构建了一种融合视觉与脑电特征的疲劳检测新模型。该模型通过整合视觉的非接触性与脑电的生理直接性两类特征,实现多源信息互补,有效抵御环境干扰源(如强光对视觉的影响、低氧对EEG的影响),提升系统在极端条件下的鲁棒性,以期在超高海拔矿山环境下实现更精准、更稳健的疲劳状态识别。

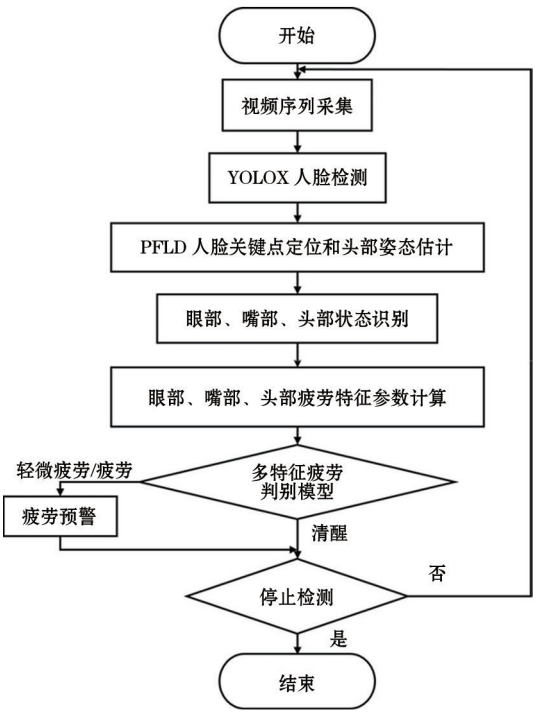


图3 基于视觉特征的疲劳检测流程

Fig.3 Fatigue detection process based on visual features

2 基于视觉与脑电融合的疲劳检测系统

2.1 基于FastICA的眼电伪迹去除

通常情况下,智能帽采集到的脑电信号是由多路不同信号叠加形成的混合信号。原始混合信号中常伴随有眼电等生理成分,这类无关源会扰乱脑电的时频结构,形成所谓的伪迹信号。为保留神经活动的真实信息,需借助伪迹抑制环节来提升数据的可信度与后续分析的有效性。

快速独立成分分析(FastICA)是快速提取独立信号的迭代算法。FastICA按目标函数主要分为三类,其中基于负熵近似的FastICA版本收敛快且稳健,其核心思想是用与高斯分布之间的差距衡量独立性。余弦相似度通过度量两向量方向的一致性来量化其接近程度,余弦相似度的取值范围为[-1,1],两向量的方向完全一致时,余弦相似度为1;正交(无相关性)时,余弦相似度为0;方向完全相反时,余弦相似度为-1。在脑电(EEG)去眼电

(Electrooculogram, EOG)伪迹应用中利用余弦相似度来实现自动去眼电伪迹,具体步骤为:

(1) 搜集眼电信号数据 $S=[S_1,S_2,\cdots,S_n]$;

(2) 采用 FastICA 算法,对脑电信号数据进行预处理,分解脑电数据集 X,获得混合矩阵 $\boldsymbol{A}$ 和 n 个独立分量矩阵 $\boldsymbol{Y}_i$,$i=1,2,\cdots,n$;

(3) 计算各脑电信号通道与矩阵 $\boldsymbol{Y}_i$ 之间的余弦相似度,将最大余弦相似度的成分 $\boldsymbol{Y}_i$ 视为含有明显眼电信号的伪迹;

(4) 将最大余弦相似度的 $\boldsymbol{Y}_i$ 对应成分置零,进行伪迹校正;

(5) 去除伪迹后,由式($X=\boldsymbol{A}S$)重构为需要的脑电信号 X',以获得更纯净的数据。

去眼电伪迹重构信号结果对比如图 4 所示,黑色曲线(颜色标识见电子版)表示未经任何处理的脑电信号(原始信号),红色轨迹展示经伪迹抑制后的脑电序列(处理后信号)。对比可见,红色波形的起伏显著收敛,表明处理后的信号具有更高的时间稳定性。

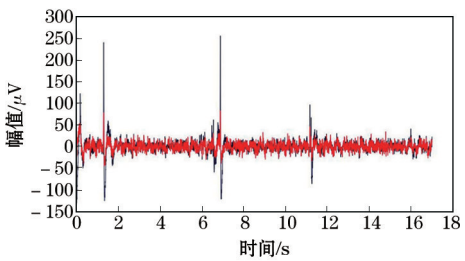


图 4 去眼电伪迹重构信号结果对比

Fig.4 Comparison of signal reconstruction results after EOG artifact removal

2.2 脑电信号样本熵的特征提取

本研究引入小波包分解对脑电序列进行多层次解析。小波包分解的细化频带划分能力优于常规小波框架,可精准捕获瞬态节律变化并与能量分布建立映射,从而增强特征区分度。鉴于脑电幅值低、频带能量易重叠,为避免判别边界模糊,克服单一脑电能量比值在接近阈值时易误判的局限,并捕捉脑电信号复杂度随疲劳加深而降低的特性,本研究引入样本熵作为关键特征。该指标对神经活动复杂度变化高度敏感,清醒期,信息处理负荷大、神经元网络活跃度高,熵值随之增大;疲劳期,网络同步化增强、活跃程度降低,熵值则减小。通过融合小波包能量与样本熵的复合特征,可以有效缓解单一能量比导致的误判,提高疲劳状态的识别精度。具体计算流程为:

(1) 划分时间窗,以 1 s 为滑动时间窗对脑电信号进行分段处理;

(2) 计算样本窗,对每个时间窗内的脑电信号的样本熵进行计算,得到当前时间窗的熵值;

(3) 滑动计算,将时间窗依次向前移动一个采样点,重复计算下一个时间窗内的样本熵值,持续移动时间窗直至覆盖整个脑电数据集,得到该组脑电数据的样本熵序列;

(4) 序列平均,对计算得到的样本熵序列进行叠加平均,生成该组脑电数据的整体样本熵值。

为了深入研究两种生理状态下的脑电信号特征,对两种生理状态下的脑电信号进行了频谱分析,得到相对应的脑波频谱图,如图 5 所示。

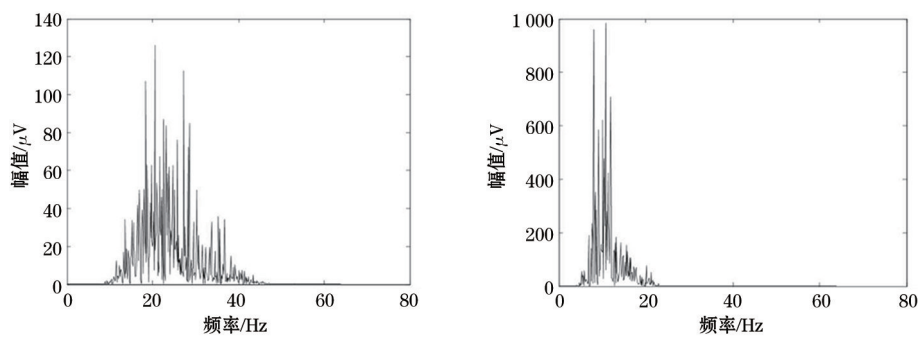


图 5 疲劳与非疲劳状态下的脑波频谱

Fig.5 Brainwave spectrograms in fatigued and non-fatigued states

从图 5 中可以看出,操作者在非疲劳状态下的脑波主要以 β 波(14～30 Hz)为主,而在疲劳状态下,脑波以 α 波(8～13 Hz)和 θ 波(4～7 Hz)为主,这个特点验证了脑波能量的比值是疲劳检测的有效指标。

2.3 基于 PFLD 的人脸关键点检测和头部姿态估计

原始实用人脸关键点检测(Practical Facial Landmark Detector, PFLD)模型借助网络预测头部姿态,辅助训练过程,但在推理阶段仅输出关键点信息。为满足疲劳检测场景对头部姿态信息实时获取

的需求,本研究对 PFLD 的网络结构进行了针对性优化,改进后的 PFLD 网络结构如图 6 所示。改进后的网络在实现高精度人脸关键点检测的同时,能够同步输出头部姿态估计结果。这一设计充分利用了面部关键点与头部姿态间的紧密联系,通过两者的相互促进,显著提升了对疲劳相关特征(如点头、头部倾斜等)的检测精度。

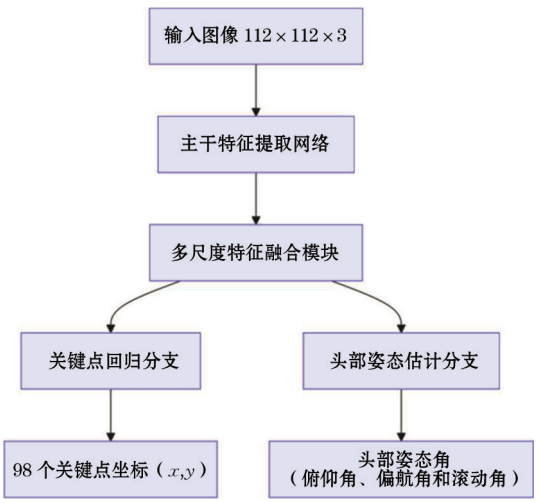


图 6 PFLD 的简化网络结构

Fig.6 Simplified architecture of PFLD

相较于原始 PFLD 算法,改进后的 PFLD 在性能上实现了较大突破。在人脸关键点检测任务中,改进后的 PFLD 在公开数据集上的平均检测误差降低了 12%,显著提升了检测精度。在头部姿态估计方面,改进后的 PFLD 的平均精度提升了 10%,有效提升了头部姿态估计的准确性。这些性能上的提升,为后续疲劳检测提供了更可靠的技术支持。

2.4 基于视觉特征的疲劳状态检测

2.4.1 PERCLOS 特征

参考驾驶疲劳检测相关标准与研究[18],并结合本研究的预试验分析,系统设定 PERCLOS 值大于 40%且伴随持续闭眼时间≥3 s 作为判定疲劳的主要视觉阈值之一。对于 PERCLOS 值处于 20%～40%区间的情况,需结合眨眼频率(如低于 16 次/min)进行综合判断,若符合条件则判定为轻微疲劳并触发预警。PERCLOS 的计算定义为监测周期 t_1 内,眼睛开合度小于 0.1 的闭合时长 t_2 占总时长 t_1 的比例,即 PERCLOS 的值为 t_2/t_1。

依次针对三种单一视觉特征向量及三者整合的综合特征向量,采用 SVM 分类器训练视觉疲劳检测模型。在分类设定方面,把疲劳状态划定为正类,非疲劳状态划定为负类。同时 SVM 运用随机搜索策略来推进参数调优操作,其具体的分类效果见表 2。

表 2 基于人眼视觉特征的疲劳与非疲劳分类效果

Table 2 Classification effects of fatigue and non-fatigue based on ocular visual features

视觉特征类型	准确率/%	精确率/%	召回率/%
眨眼频率	70.32	68.24	75.16
平均闭眼时间	78.57	77.67	80.32
PERCLOS	86.14	87.51	84.13
多特征融合	90.35	91.47	89.56

由表 2 中的数据可知,基于三种人眼视觉特征相结合所产生的分类效果显著优于基于单一人眼视觉特征的分类效果,其分类准确率高达 90.35%,这证明了综合三种人眼视觉特征来检测人的疲劳状态,能够提高疲劳检测的准确性和有效性。

2.4.2 打哈欠特征

基于对矿山驾驶员行为的观察和相关文献[17-18],本研究设定:在 30 s 统计窗口内,当哈欠或点头的次数达到 5 次或 5 次以上,则判为疲劳;3～4 次属轻微疲劳。但仅凭单一指标易误判,需综合评估。本研究最终采用融合多面部特征(眼、嘴、头)的策略进行疲劳状态综合判断。

2.4.3 头部姿态特征

头部特征的疲劳阈值设定为:以 30 s 为观测单元,实时统计驾驶员点头频次。若 30 s 内点头次数达到 5 次或 5 次以上,系统即判定其已进入高危疲劳状态;若点头次数为 3～4 次,则归为轻度疲劳,需立即提醒并持续监控,防止状态升级,从而降低因疲劳引发事故的概率。

若仅依靠单一面部特征进行疲劳判定,易受环境光照、个体差异等因素干扰,导致漏警或虚警频发,准确性有限。因此,通过整合点头、眨眼幅度、打哈欠时长等多维面部特征,建立融合判别模型,可显著提高疲劳识别的全面性与可靠度。

2.5 视觉与脑电特征融合的疲劳检测系统

针对超高海拔矿山低氧、强光照、复杂驾驶舱的环境干扰,搭建“抗干扰设计-特征提取-多源融合”驾驶疲劳检测系统,具体方案如下。

(1) 抗干扰设计。视觉端选用高性能摄像头并结合改进的 PFLD 算法,增强强光照、肤色变化场景下的关键点检测鲁棒性;脑电端采用 FastICA 算法去除眼电伪迹,结合脑电能量比值与样本熵双特征,提升低氧环境下生理信号表征的稳定性。

(2) 特征提取与处理。实时采集两类核心特征——脑电特征(θ波功率、样本熵)与视觉特征(眨眼频率、注视方向、头部姿态),通过滑动时间窗(1 s)与多尺度解析(小波包分解)完成特征预处理,确保特征时效性与区分度。

(3) 多源融合算法。D-S证据理论是一种处理不确定性信息的多源融合方法,通过基本信任分配函数量化各模态特征的可靠性,再通过组合规则整合不同来源的概率分类结果,降低单一模态的误判风险。设计基于D-S证据理论与SVM的决策层融合框架,如图7所示。先通过D-S证据理论对两类模态的概率分类结果分配可信度权重,再由SVM构建最优决策边界,实现信息互补,以避免单一模态误判。

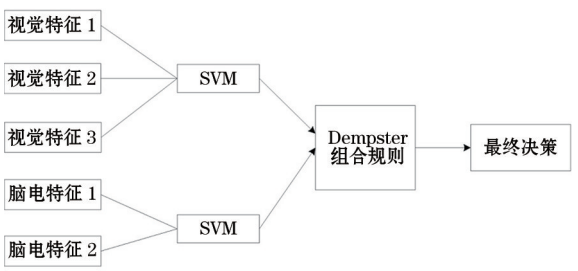


图7 基于独立信息的D-S理论融合方法

Fig.7 D-S theory fusion method based on independent information

2.6 试验验证与结果分析

2.6.1 试验设置

在超高海拔矿山环境中,对提出的疲劳检测系统进行了试验验证。试验系统安装在矿用卡车上,用于实时监测驾驶员的疲劳状态。试验设置如下:

(1) 脑电传感器,放置在驾驶员头部,用于监测脑活动,采用SmartCap设备,若其特定吸收率(SAR)值远低于标准限值,则确保使用安全;

(2) 视觉监测设备,摄像头安装于驾驶室,型号M640L4 OPG PRO,用于采集驾驶员面部及眼部动态(分辨率1 920 px×1 080 px,60帧/s)。

试验过程中,系统持续采集驾驶员的脑电活动和视觉特征,包括波能量、样本熵、眨眼频率、PERCLOS值等,并通过多模态数据融合分析驾驶员疲劳状态。

2.6.2 试验数据记录

基于试验过程采集到的各种数据,得到的脑电信号样本熵值、眨眼频率、PERCLOS值、融合后的特征向量及最终的疲劳检测结果见表3。

表3 试验数据记录

Table 3 Experimental data record

编号	脑电样本熵值	眨眼频率/(次/min)	PERCLOS/%	融合特征向量	疲劳检测结果
1	0.85	12	35	[0.85, 12, 35]	轻微疲劳
2	0.90	10	40	[0.90, 10, 40]	疲劳
3	0.75	18	20	[0.75, 18, 20]	疲劳
4	0.92	20	15	[0.92, 20, 15]	非疲劳
5	0.88	16	28	[0.88, 16, 28]	轻微疲劳
6	0.78	13	42	[0.78, 13, 42]	疲劳
7	0.95	19	18	[0.95, 19, 18]	非疲劳
8	0.86	15	32	[0.86, 15, 32]	轻微疲劳
9	0.76	11	45	[0.76, 11, 45]	疲劳
		……			

数据筛选标准如下。

(1) 对象筛选:仅纳入超高海拔矿山持证矿用卡车驾驶员(20人,28～45岁,驾龄≥5 a),排除有神经/眼部疾病及长期服用影响神经功能药物者。

(2) 信号质量:脑电经FastICA去眼电伪迹,伪迹残留率小于5%,样本熵波动小于0.05,视觉采集无大面积遮挡(遮挡面积小于10%),光照稳定(500～2 000 lux)。

(3) 状态验证:结合现场安全员人工记录,排除风沙眯眼等误判数据。

(4) 时间同步:脑电与视觉数据的时间戳对齐误差小于0.05 s,符合数据同步处理要求。

2.6.3 数据统计分析

按疲劳状态分组计算核心指标,不同疲劳状态下核心指标统计分析见表4。

表4 核心指标统计分析

Table 4 Statistical analysis of core indicators

疲劳状态	样本量/个	脑电样本熵值/(均值±标准差)/(次/min)	眨眼频率/(均值±标准差)/(次/min)	PERCLOS(均值±标准差)/%
非疲劳	9	0.93±0.015	19.89±1.21	16.44±1.52
轻微疲劳	8	0.87±0.012	15.75±0.89	32.13±3.05
疲劳	8	0.77±0.021	11.88±1.34	43.13±1.87

独立样本t检验显示,疲劳组与非疲劳组在三项指标上存在显著差异($p<0.001$);轻微疲劳组、非疲劳组与疲劳组在三项指标上也存在显著差异($p<0.01$)。

采用"D-S证据理论分配可信度权重+SVM构建决策边界"的融合策略,实现脑电与视觉特征互补。在超高海拔矿山典型环境下,融合模型整体识别准确率达97.6%,召回率为96.5%,精确率为

98.5%,性能全面优于单一模态方案,验证了多源信息协同判别的有效性。

2.7 对比试验与结果分析

为了验证融合模型在疲劳检测中的优越性,进行了对比试验。对比试验均在相同条件下进行,包括试验环境、数据采集设备、疲劳检测指标等,以确保试验结果的可比性。从检测准确率、召回率、精确率、检测时间等多个指标进行对比,见表 5。

表 5 对比试验结果

Table 5 Results of comparative experiments

检测方法	检测准确率/%	召回率/%	精确率/%	检测时间/s
单一视觉特征检测	85.0	80.0	82.0	0.05
单一脑电特征检测	90.0	88.0	92.0	0.10
多源信息融合方法	97.6	96.5	98.5	0.08

由表 5 可知,融合策略在准确率、召回率、精确率三项指标上均显著优于其他方法,且检测时间仍保持在较低水平。基于多源信息融合检测方案的优势主要体现在以下两个方面:

(1) 视觉线索对外界光照变化具备天然抗性,脑电数据则直接映射中枢疲劳水平,借助 D-S 证据理论分配可信度后交由 SVM 决策,两类异源特征优势互补,从而获得了更高的判别精度与稳定性;

(2) 引入 D-S 证据理论对多源特征进行融合,有效整合了不同传感器的不确定性信息,提升了系统判断的鲁棒性,同时,结合 SVM 分类器在高维空间中构建最优决策边界,进一步增强了模型的识别能力与适应性。

3 高海拔矿山应用案例

3.1 应用场景与系统部署

本研究选取秘鲁拉斯邦巴斯超高海拔矿山作为现场应用场景,核心设备配置如下。

(1) 脑电监测模块:采用 SmartCap 设备,通过计算机模拟测试设备比吸收率(SAR),帽子模型 SAR 值为 0.010 5 W/kg,头带模型 SAR 值为 0.074 8 W/kg,均低于《人体暴露于电场、磁场和电磁场的安全水平标准(0 Hz 至 300 GHz)》(IEEE Std C951—2019)标准限值 2 W/kg 及智利 SUBTEL 官方电磁辐射规范《Resolución Exenta N° 403 de 2008》(R.E.N° 403108)要求,可满足现场长期佩戴的安全使用要求;

(2) 视觉监测模块:在驾驶舱内安装 M640L4 OPG PRO 摄像头,分辨率为 1 920 px×1 080 px,帧率为 60 帧/s,通过 D 型测角仪(相机坐标系)校准设备位置与光照适应角度,以确保面部特征采集稳定性;

(3) 数据同步处理:通过工业级数据传输链路实现脑电(θ 波功率、样本熵)与视觉(眨眼频率、PERCLOS 值)特征的时间戳对齐,延迟控制在 0.05 s 以内,为多源融合提供数据支撑。

3.2 测试结果与分析

(1) 检测精度对比。

现场测试结果显示,多源信息融合方案的检测性能显著优于单一模态方案,具体数据见表 6(融合了表 5 的数据)。

表 6 超高海拔典型矿山应用测试结果

Table 6 Results of application test typical ultra-high altitude mines

检测方法	准确率/%	精确率/%	召回率/%	误报率/%	测得疲劳事件数
单一视觉特征	85.0	82.0	80.0	15.0	50
单一脑电特征	90.0	92.0	88.0	10.0	60
视觉-脑电融合	97.6	98.5	96.5	2.4	75

(2) 实际应用价值。

疲劳识别完整性:融合模型对矿山运输场景中“轻微疲劳-疲劳”全状态的覆盖度更高,测得疲劳事件数量较单一视觉、单一脑电分别提升 50%、25%,误报率降至 2.4%;

安全风险降低:结合本系统 97.6%的疲劳检测准确率及 2.4%的误报率,通过矿山现场安全统计模型初步估算,系统可降低超高海拔矿山运输事故风险约 15%,有效地解决了传统单一模态检测在极端环境下鲁棒性不足的问题[19-21]。

4 结论

(1) 针对超高海拔(>3 500 m)矿山低氧、强光照环境及现有防疲劳系统精度不足 95%、易受干扰的问题,研发了基于视觉与脑电融合的检测系统。实测显示,系统准确率为 97.6%、召回率为 96.5%、精确率为 98.5%,优于单一视觉、单一脑电方案,能捕捉关键疲劳特征。据估算,较单一信息检测方案,多源信息融合检测方案可降低事故风险约 15%。

(2) 理论上,高海拔低氧改变脑电节律(θ 波和 α 波增强、β 波减弱),强光照干扰视觉采集。脑电反映中枢疲劳,视觉实现非接触监测,二者融合形成

“生理-行为”协同逻辑,抵消了干扰,填补了高海拔低氧环境下疲劳检测的理论空白,拓展了多模态融合的应用边界。

(3) 聚焦“极端环境适配”与“多模态融合深度”。脑电端用 FastICA 去眼电伪迹(残留率<5%),联合脑电波能量比与样本熵;在视觉端改进 PFLD,实现同步输出人脸关键点与头部姿态,姿态精度提升 10%;融合采用“D-S+SVM”框架,量化模态不确定性后构建决策边界;定制抗干扰方案,视觉端摄像头校准光照,脑电端用低 SAR 值的 SmartCap 设备,达到全链条适配环境。

(4) 在应用中,基于多源信息融合的检测系统,其检测到的疲劳事件数较单一视觉、单一脑电检测系统分别提高 50%和 25%,误报率降低至 2.4%,且系统配置的设备符合安全标准,可在高海拔地区推广应用。但存在样本局限(20 名 28~45 岁驾驶员)、未考虑长期低氧基线漂移、振动干扰未消等问题,未来需扩充样本、融合振动数据,研发轻量化模型,降低延迟时间至 0.05 s 以内。

参考文献(References):

[1] 王春晖,任龙,毛永新,等.全球铜矿资源分布现状及勘查投入分析[J].中国矿业,2023,32(增刊 2):1-8.
Wang Chunhui, Ren Long, Mao Yongxin, et al. Analysis of the current distribution status and exploration investment of global copper resources[J]. China Mining Magazine, 2023, 32(Suppl.2):1-8.

[2] 李丽,董方浏,杨晓坤.全球重大铜矿并购市场特点及对我国矿企提升国家资源保障能力的启示[J].中国矿业,2023,32(增刊 1):15-21.
Li Li, Dong Fangliu, Yang Xiaokun. Characteristics of global copper M & A and its implications on Chinese mining companies' capacity improvements of securing quality resources[J]. China Mining Magazine, 2023, 32(Suppl.1):15-21.

[3] 任高峰,葛永翔,马俊生,等.高海拔矿山无轨运输车辆驾驶员安全保障技术研究[J].金属矿山,2020(10):165-171.
Ren Gaofeng, Ge Yongxiang, Ma Junsheng, et al. Research on driver safety guarantee technology of trackless transport vehicle in high altitude mines[J]. Metal Mine, 2020(10):165-171.

[4] 汪昕,李贲,张媛,等.露天金属矿典型运输工艺发展现状及展望[J].金属矿山,2025(5):17-31.
Wang Xin, Li Ben, Zhang Yuan, et al. Current status and prospects of typical transportation processes in open-pit metal mines[J]. Metal Mine, 2025(5):17-31.

[5] 李响.铁路机车司机驾驶疲劳评测方法与在线检测技术的研究[D].北京:北京交通大学,2016.
Li Xiang. Research on train driver's fatigue evaluation and on-line detection[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016.

[6] 李志春.驾驶员疲劳状态检测技术研究与工程实现[D].镇江:江苏大学,2009.
Li Zhichun. Research on driver's fatigue status detection technology and realization in engineering[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2009.

[7] 石锦璇.基于生理信号智能处理的驾驶员疲劳检测方法研究[D].太原:山西大学,2024.
Shi Jinxuan. Investigation of driver fatigue detection method based on intelligent processing of physiological [D]. Taiyuan: Shanxi University, 2024.

[8] 王琳,王宏,付荣荣,等.基于多模态特征组合的真实驾驶疲劳状态识别[J].中国生物医学工程学报,2023,42(5):554-562.
Wang Lin, Wang Hong, Fu Rongrong, et al. Investigation on actual driver fatigue based on combination of multi-characteristics [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2023, 42(5):554-562.

[9] 范沁红,江星辰,杨刚俊,等.驾驶操作疲劳风险评价测试方法及趋势研究[J].太原理工大学学报,2021,52(4):645-653.
Fan Qinhong, Jiang Xingchen, Yang Gangjun, et al. Test methods and trends of driving fatigue risk assessment[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2021, 52(4):645-653.

[10] 马明佳.车辆驾驶员的疲劳状态检测与缓解[D].吉林:东北电力大学,2024.
Ma Mingjia. Fatigue detection and alleviation in vehicle drivers[D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2024.

[11] Niedermeyer E, Da Silva, Fernando Lopes, et al. Electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields[M]. 6th ed. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2011:112-156.

[12] 方兆国.基于脑电和生理电信息的驾驶疲劳检测技术研究[D].天津:天津理工大学,2024.
Fang Zhaoguo. Research on driving fatigue detection technology based on EEG and physiological electrical information[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2024.

[13] 岳嘉瑜,薛兴乐,刘秀.基于生理状态的疲劳驾驶检测技术综述[J].科技创新导报,2020,17(10):254-256.
Yue Jiayu, Xue Xingle, Liu Xiu. Review of fatigue driving detection technology based on physiological state[J]. Science and Technology Innovation Herald, 2020, 17(10):254-256.

[14] 云明静.脑电结合视觉检测的疲劳状态识别研究[D].重庆:重庆邮电大学,2020.
Yun Mingjing. Research on fatigue state recognition based on EEG and visual detection[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2020.

[15] 冯笑,代少升,黄炼.基于可解释深度学习的单通道脑电跨被试疲劳驾驶检测[J].仪器仪表学报,2023,44(5):140-149.
Feng Xiao, Dai Shaosheng, Huang Lian. Cross-subject driver fatigue detection from single-channel EEG with an interpretable deep learning model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(5):140-149.

[16] 张冰涛,常文文,李秀兰.基于时空脑电特征与并行神经网络的疲劳驾驶检测[J].交通运输系统工程与信息,2023,23(2):315-325.
Zhang Bingtao, Chang Wenwen, Li Xiulan. Fatigue driving detection based on spatial-temporal electroencephalogram features and parallel neural networks [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology,2023,23(2):315-325.

[17] 王舒磊.基于面部特征的疲劳驾驶检测技术研究[D].沈阳:沈阳工业大学,2023.
Wang Shulei. Research on fatigue driving detection technology based on facial features[D].Shenyang:Shenyang University of Technology,2023.

[18] 王宜.露天矿卡司机疲劳驾驶检测技术研究[D].长沙:中南大学,2022.
Wang Yi. Research on technology of truck driver fatigue detection in the open-pit mine[D]. Changsha:Central South University,2022.

[19] 张得胜.基于宽度学习系统的疲劳驾驶监测关键技术研究[D].北京:北京交通大学,2023.
Zhang Desheng. Research on key technologies of fatigue driving monitoring based on broad learning system [D]. Beijing:Beijing Jiaotong University,2023.

[20] 毛喆,初秀民,严新平,等.汽车驾驶员驾驶疲劳监测技术研究进展[J].中国安全科学学报,2005,15(3):108-112+2.
Mao Zhe, Chu Xiumin, Yan Xinping, et al. Advances of fatigue detecting technology for drivers[J]. China Safety Science Journal,2005,15(3):108-112+2.

[21] 王猛,张春雨,汪林,等.基于多源信息融合的驾驶疲劳检测技术研究[C]//第二届中国智能交通年会论文集.北京:人民交通出版社,2006:419-424.
Wang Meng, Zhang Chunyu, Wang Lin, et al. Research on the technology of driving fatigue detection based on multi-source fusion[C]//Proceedings of the 2nd China Intelligent Transportation Annual Conference. Beijing: China Communications Press,2006:419-424.