

# 基于生理信号的危险作业人员心理负荷识别研究

郝锐, 郑欣, 李怡霖

(东北大学资源与土木工程学院, 辽宁沈阳 110819)

**摘要:** 为识别危险作业岗位作业人员的心理负荷, 提高人机系统可靠性, 以含能材料起爆作业诱导被试人员心理负荷, 采集30名被试人员在静息状态和心理负荷下的心率、脑电图和眼动信号进行心理负荷识别研究。首先, 采用配对t检验与秩和检验对采集的心率、脑电图和眼动信号进行统计分析, 8种脑电、3种眼动及9种心率特征在静息状态和心理负荷下具有显著变化; 其次, 对初选获得的生理指标分别采用Pearson相关分析、最大相关最小冗余(MRMR)算法和主成分分析(PCA)进行特征降维; 最后, 基于上述3种方法降维处理后得到生理指标采用Logistic Regression, KNN, SVM, XG-Boost, Decision Tree和Random Forest机器学习方法进行心理负荷识别。结果表明, 基于MRMR的心理负荷特征选择结果, 采用Random Forest机器学习方法具有更好的识别性能(ACC=0.917, SN=1.0, SP=0.857, F1=0.909, AUC=0.971)。本研究为有效识别危险作业人员心理负荷提供了理论依据。

**关键词:** 危险作业; 心理负荷识别; 生理信号; 机器学习

中图分类号: X 947 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2024)04-0600-09

## Research on Identifying the Psychological Load of Operators in Hazardous Operations Based on Physiological Signals

HAO Rui, ZHENG Xin, LI Yi-lin

(School of Resources & Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: ZHENG Xin, E-mail: zhengxin@mail.neu.edu.cn)

**Abstract:** To identify the psychological load of operators in hazardous operations and improve the reliability of man-machine systems, the psychological load was induced by the detonation of energy-containing materials, and the heart rate, EEG (electroencephalogram), and eye movement signals of 30 subjects were collected for psychological load identification under the resting state and psychological load. Firstly, the paired t-test and rank sum test were used to statistically analyze the collected heart rate, EEG and eye movement signals. Eight EEG, three eye movement, and nine heart rate features were significantly changed under the resting state and psychological load. Secondly, Pearson correlation analysis, maximum relevance minimum redundancy (MRMR) algorithm and principal component analysis (PCA) were applied to reduce dimension of the physiological indexes obtained from the preliminary selection. Finally, the physiological indicators obtained after dimensionality reduction based on the above three methods were used for psychological load identification by Logistic Regression, KNN, SVM, XG-Boost, Decision Tree, and Random Forest machine learning methods. The results showed that the Random Forest machine learning method has better identification performance (ACC=0.917, SN=1.0, SP=0.857, F1=0.909, AUC=0.971) based on MRMR's psychological load feature selection results. The current research provides a theoretical basis for the effective identification of the psychological load of operators in hazardous operations.

**Key words:** hazardous operation; psychological load identification; physiological signal; machine learning

收稿日期: 2022-11-11

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFC3001303)

作者简介: 郝锐(1999-), 女, 陕西渭南人, 东北大学硕士研究生; 郑欣(1978-), 女, 辽宁本溪人, 东北大学副教授, 博士生导师。

危险作业(如矿山开采爆破作业、有限空间、高处作业等)会引起作业人员过高的心理负荷<sup>[1-3]</sup>。过高的心理负荷不仅会导致作业人员快速疲劳、工作效率下降、反应时间延长、忽视关键信息,还会带来更高的错误率,从而引发各种事故<sup>[4]</sup>。人们普遍认为,心理负荷可能是由任务要求、外部支持和过去的经验等因素引起的,诱发心理负荷的因素包括任务要求、压力和疲劳<sup>[5]</sup>。在目前的研究中,对被试人员施加心理负荷主要是通过任务要求(如有无任务、任务复杂度、操作难度等)来实现的,对于人员因紧张、害怕等情绪或压力引起心理负荷研究很少<sup>[6-9]</sup>。因此,测量和评估危险作业人员因紧张、害怕引起的心理负荷,对于提高人机系统的效率和可靠性具有重要的现实意义。

目前心理负荷的测量方法大致可以分为主观测量、任务绩效测量和生理测量三种形式,其中生理测量由于近年新的传感器技术的发展而越来越多地被使用<sup>[10]</sup>。主观测量通过被试人员所填写的量表内容来测量其心理负荷水平,具有滞后性,无法实时了解心理负荷情况。任务绩效测量是以被试人员在执行任务时的绩效水平作为心理负荷的评价标准,其有效性依然存在争议,因为有研究表明,心理负荷并不总会影响任务绩效<sup>[11]</sup>。相比之下,生理测量结果更加客观,它主要通过有针对性地设计一些诱发实验来诱发心理负荷,从而获得生理特征信息(如大脑活动、心理活动、皮肤导电率等)<sup>[6]</sup>。由于心理负荷的增加需要更多的认知资源来维持表现,这一过程会影响人体的多项生理活动,包括心脏活动、脑电活动、眼球运动和代谢变化<sup>[12]</sup>。因此,可以采用心电图(electrocardiogram, ECG)、眼动、脑电图(electroencephalogram, EEG)、呼吸、皮肤和肌电图(electromyography, EMG)等生理信号开展心理负荷测量<sup>[10]</sup>。

近年来,利用各种生理信号进行心理负荷检测受到越来越多的关注,已经有许多学者研究了与心理负荷有关的一些生理指标。心率、眼动和脑电测量是检测心理负荷使用最广泛的生理指标<sup>[13]</sup>。心率(heart rate, HR)是反映自主神经系统活动的1个指标,可以通过心率变异性(heart rate variability, HRV)来评估心理负荷,这也是最常用的心脏活动测量指标<sup>[13]</sup>,HR在区分不同心理负荷水平的任务时很敏感,且随着任务需求<sup>[14]</sup>、任务难度<sup>[15]</sup>所指示的心理负荷的增加而增快。在各

种HRV频域指标中,使用较多的是HF(high frequency),LF(low frequency)和LF/HF<sup>[13]</sup>。HF和LF下降表明心理负荷增加<sup>[16]</sup>,LF/HF随着心理负荷的增大而增加<sup>[17]</sup>;在各种HRV时域指标中,使用较多的是心跳间隔(inter-beat interval, IBI),pNN50(相邻2个心跳间隔差异超过50 ms的比例),SDNN(所有心跳间隔的标准差)和RMSSD(相邻2个心跳间隔差的均方根值)<sup>[13]</sup>。IBI对不同心理负荷水平的任务有显著差异,且随心理负荷增加而降低<sup>[18]</sup>,pNN50和SDNN与心理负荷呈负相关,在心理压力更大的测试中,pNN50变得更小<sup>[19]</sup>,SDNN随着任务需求的增加而减小<sup>[20]</sup>,RMSSD与心理负荷呈正相关<sup>[21]</sup>。眼动测量是评估心理负荷的重要手段,它通过分析眼睛的活动来反映认知加工的状态。眨眼频率、瞳孔直径、眨眼时间和注视时间是最常用的眼动指标<sup>[13]</sup>。在心理负荷增加的情况下,眨眼频率降低,瞳孔直径明显更大<sup>[22]</sup>,注视时间随着任务需求的增加而减少<sup>[23]</sup>,眨眼时间也会减少<sup>[24]</sup>。由于大脑是负责信息处理和决策的器官,认知需求高的心理负荷会直接影响大脑功能,并与脑电活动有关<sup>[25]</sup>。因此,脑电测量也被广泛用于评估心理负荷的变化<sup>[13]</sup>。在频域分析中,不同的脑电波频带对心理负荷的敏感性不同。Alpha( $\alpha$ )功率对心理负荷很敏感,任务需求增加导致 $\alpha$ 功率下降<sup>[26]</sup>。Theta( $\theta$ )功率,Beta( $\beta$ )功率、Delta( $\delta$ )功率,Gamma( $\gamma$ )功率与心理负荷呈正相关<sup>[27]</sup>。这意味着随着任务难度的增加,这些波段的功率也会增加。此外,一些复杂的指标,如 $\alpha/\theta$ , $\theta/\beta$ 和 $(\beta+\gamma)/(\alpha+\theta)$ ,也被用于反映心理负荷<sup>[13]</sup>。任务难度与 $(\beta+\gamma)/(\alpha+\theta)$ 比值呈正相关<sup>[28]</sup>,且伴有 $\alpha/\theta$ 比值的降低<sup>[26]</sup>。

目前有很多学者采用机器学习的方法对心理负荷进行评估。Sharma等<sup>[29]</sup>提出了一种使用脑电图(EEG)信号和贝叶斯优化K-最近邻(BO-KNN)的有效心理负荷表征方法,总体准确率为96.07%;Zhang等<sup>[30]</sup>提出了用于融合两种类型脑电图特征的双流神经网络(two-stream neural networks, TSNN)用于心理负荷评估,达到了91.9%的平均准确率;Das Chakladar等<sup>[31]</sup>提出了深度BLSTM-LSTM网络和进化算法的脑电图脑力负荷估计用于工作负荷水平的分类;Qu等<sup>[32]</sup>提取了心电图信号的多个特征来对心理负荷进行分类;Zhang<sup>[33]</sup>提出了一种具有注意机制的多分支LSTM(long short-term memory)的心理工作量评估模型。由以上的研究可以看出,可以采用

分类器对心理负荷进行评估。

目前,很少学者基于眼动信号、脑电图、心率等多指标融合开展由紧张、害怕情绪诱导的心理负荷评估.本文通过含能材料爆轰实验诱发被试人员的心理负荷,测量静息状态与心理负荷状态下的脑电图、心率和眼动信号.对静息状态与心理负荷下的脑电图、心率和眼动数据进行统计分析,得到可以表征人员心理负荷的显著指标.基于采集的多模态生理信号进行心理负荷评估前,先分别采用 Pearson 相关分析、最大相关最小冗余(MRMR)算法和主成分分析(principal component analysis, PCA)进行特征选择降维.然后使用 6 种机器学习方法(Logistic Regression (Logit), KNN, SVM, XG-Boost (XGB), Decision Tree (DT) 和 Random Forest (RF))对心理负荷进行分类识别.最后对比分析 6 种机器学习方法进行心理负荷评估的结果,确定最佳分类器为 RF.

## 1 研究方法

心理负荷识别模型的建立根据信号预处理、特征提取、特征选择和机器学习等方法.图 1 为本研究构建的心理负荷识别模型总体框图.

### 1.1 实验和数据采集

#### 1.1.1 被试人员

被试人员 30 名,均为男性,平均年龄( $21.5 \pm 1.2$ )岁.被试人员健康状况良好,实验前未服用对生理检测有影响的药物和饮料,视力或矫正视力正常,无脑部损伤和神经系统疾病.所有被试人员在实验前均被告知其权利,并提供书面知情同意书.

#### 1.1.2 实验设备

实验使用 Semi-Dry EEG 半干式电极脑电仪采集脑电信号, Tobbi 眼动仪记录被试人员的眼动信号,使用智能可穿戴手指传感器采集心率信号.

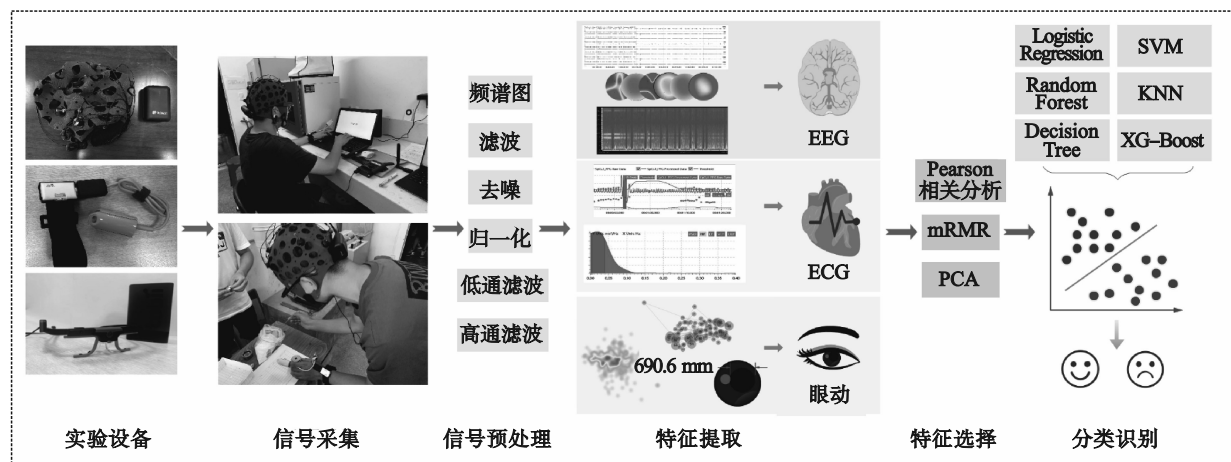


图 1 心理负荷识别流程图

Fig. 1 Flow chart of psychological load identification

#### 1.1.3 实验过程

实验在炸药撞击感度实验室通过含能材料爆轰的冲击引发被试人员的心理负荷.实验开始前向被试人员讲解实验任务,佩戴 Semi-Dry EEG 半干式电极脑电仪、Tobbi 眼动仪和智能可穿戴手指传感器,调试设备等待信号接收平稳.被试人员在休息 5 min 后测量静息状态下的脑电、心率和眼动信号;随后被试人员进入撞击感度实验室,进行含能材料爆轰实验,测量心理负荷下的脑电、心率和眼动信号.此外实验室内预设频率 100 次/min 的声音刺激来辅助增加被试人员的心理负荷.图 2 为本研究心理负荷诱导实验流程图.

### 1.2 实验指标及分析

本研究主要通过采集心理负荷诱导实验前后的眼动、脑电和心率信号,对被试人员进行心理负荷识别分析.分析的实验指标包括眼动指标(瞳孔直径、注视时间、眨眼频率),心率指标(HF, LF, HR 等)和脑电指标( $\delta, \theta, \alpha, \beta, \gamma$ , Peak power 等).这些特征指标及其相关的生理学意义见表 1.

### 1.3 数据处理和分析方法

#### 1.3.1 信号预处理

为了避免实验过程中身体移动、电位移对数据的影响,在进行脑电、眼动和心率信号数据提取前,对原始数据进行滤波、降噪、去伪

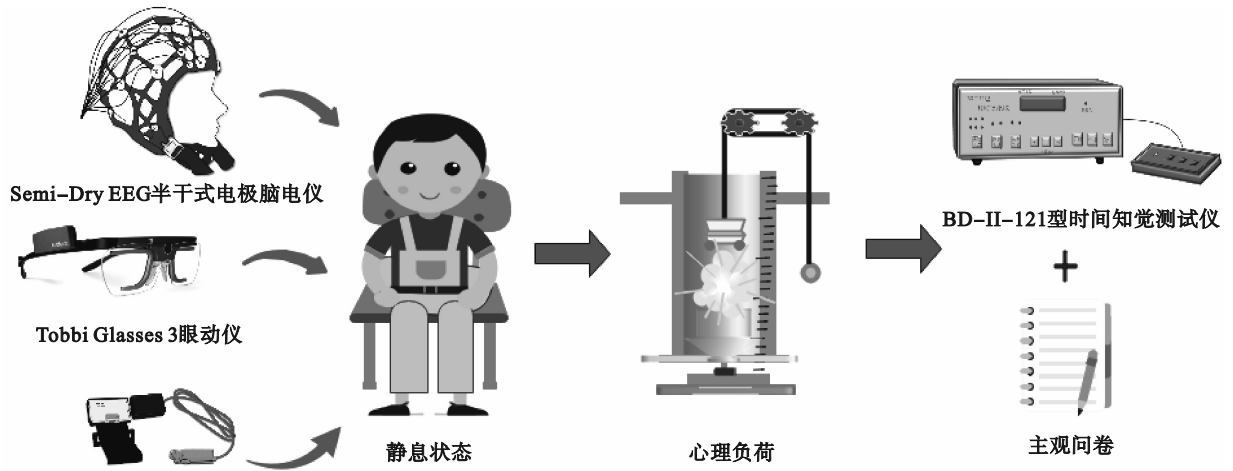


图 2 心理负荷诱导实验流程图

Fig. 2 Flow chart of the psychological load induction experiment

表 1 特征指标及其生理学意义

Table 1 Characteristic indicators and their physiological significance

类型	指标	单位	表征含义
眼动指标	瞳孔直径	mm	可以反映自主神经系统的活动,特别是交感神经系统的反应.在心理负荷增加时,瞳孔直径通常会扩大
	注视时间	ms	指个体在特定目标或位置保持注视的持续时间,反映信息可理解性或吸引力,信息识别越困难或用户越感兴趣,注视的时间越长,随着任务需求的增加,注视时间可能会减少
	眨眼频率	次/min	单位时间内眨眼次数,表征任务难度或满意度,眨眼频率越高则说明疲劳或情绪消极或搜索任务越简单,在心理负荷增加的情况下,眨眼频率通常会降低
心率指标	VLF	ms <sup>2</sup>	极低频功率(0.003 3~0.04 Hz),反映体温的调节
	HF	ms <sup>2</sup>	高频功率(0.15~0.4 Hz),主要反映副交感神经系统的活动
	LF	ms <sup>2</sup>	低频功率(0.04~0.15 Hz),与交感神经系统的活动有关,反映身体对压力的生理反应,LF的下降可以反映时间压力或情感压抑程度的增加
	LF/HF	—	评估交感和副交感神经系统平衡的一个指标
	HFnorm	Nu	归一化高频功率
	LFnorm	Nu	归一化低频功率
	pNN20	%	相邻心跳间隔相差超过 20 ms 的间隔个数占总个数的百分比,是评估副交感神经系统功能的敏感指标
	pNN50	%	相邻心跳间隔相差超过 50 ms 的间隔个数占总个数的百分比,是评估副交感神经系统功能的敏感指标,反映了心跳间隔的不规律性
	SDNN	ms	全部 RR 间期的标准差,评价整体 HRV 大小,反映心率的缓慢变化,是评估交感神经系统功能的敏感指标
	SDSD	ms	相邻 RR 间期之间差值的标准差,用于量化相邻心跳间隔变化的一致性,反映了心率的短时变异性
脑电指标	RMSSD	ms	相邻 RR 间期之间差值的均方根值,是衡量心跳间隔短时变异性的指标
	Mean HR	次/min	平均心率
	Mean IBI	ms	2 次连续心跳之间的平均时间间隔,即 RR 间期, $IBI(n)=R(n+1)-R(n)$
	Delta	—	1~3.5 Hz, 20~200 μV, 频率较低而振幅较大,在睡眠研究中通常与慢波睡眠相关,健康成年人深度睡眠阶段开始出现
	Theta	—	4~8 Hz, 10~50 μV, 与注意力控制机制、学习和记忆功能相关,通常随着认知活动的增加而增强
	Alpha	—	8~12 Hz, 成年人幅度在 50 μV 左右,松弛或闭眼、清醒状态时明显
	Beta	—	13~30 Hz, 5~20 μV, 注意力集中或情绪紧张时出现较多
Gamma	—	>30 Hz, 频率最大的波段,与注意力相关,清醒状态不常见	

迹等预处理.将采集到的脑电信号使用0.1 Hz的高通滤波和50 Hz的低通滤波去除低于0.1 Hz和高于50 Hz的噪声.另外,为了消除市电干扰,使用49 Hz到51 Hz的凹陷滤波去除不需要的脑电频段数据.眼动信号设置120 Hz的采样频率.

### 1.3.2 特征选择

特征选择方法主要有滤波法、包装法、嵌入法和降维算法.特征选择的最终目的是有效地去除不相关和冗余的特征,从而选择出一组对分类有用的相关特征子集.选择一种有效的特征约简和选择方法,不仅可以提高模型训练的效率,而且可以提高模型预测的准确率.数据降维方法有两种,一种是如主成分分析(PCA)方法破坏数据原有的结构从而提取数据的主要特征,另一种是对数据进行相关性分析,按照一定的法则来对数据的属性进行取舍达到降维的目的<sup>[34]</sup>.

Pearson 相关分析用来剔除存在强相关性的数据特征以避免数据冗余,采用 Pearson 相关系数衡量变量之间的线性相关性.相关系数的绝对值越大,相关性越强,即相关系数越接近于1或-1,相关性越强,相关系数越接近于0,相关性越弱.使用 Pearson 相关分析进行特征选择时,若相关系数绝对值大于0.6(代表特征之间高度线性相关),则保留其中1个特征.

最大相关最小冗余(MRMR)是一种滤波式的特征选择方法,它不仅考虑了特征和分类变量之间的相关性,还考虑了特征和特征之间的相关性.MRMR的度量标准使用的是互信息(mutual information)、最大化特征与分类变量之间的相关

性、最小化特征与特征之间的相关性.原理是在原始特征集合中找到与最终输出结果相关性最大,但是特征之间相关性最小的一组特征<sup>[35]</sup>.

主成分分析(PCA)是一种使用最广泛的数据降维算法.PCA的主要思想是将 $n$ 维特征映射到 $k$ 维上,这 $k$ 维是全新的正交特征,也被称为主成分,是在原有 $n$ 维特征的基础上重新构造出来的 $k$ 维特征.PCA保留包含绝大部分方差的维度特征,而忽略包含方差几乎为0的维度特征,实现对数据特征的降维处理<sup>[36]</sup>.

### 1.3.3 机器学习方法

基于上述方法的特征融合结果,使用6种机器学习方法(Logit, KNN, SVM, XGB, DT和RF)来识别被试人员的心理负荷.心理负荷识别模型将准确度(ACC)、敏感性(SN)、特异性(SP)、F1-measure ( $F1$ )和 ROC (receiver operating characteristic)曲线作为模型性能评价的指标.ROC曲线下的面积(AUC)是衡量分类准确性的重要统计指标,较大的AUC代表更好的分类性能.

## 2 数据分析和结果

### 2.1 生理指标变化分析

利用统计分析对静息状态和心理负荷状态下被试人员的心率、脑电和眼动数据进行处理,可以得到表征处于心理负荷的生理指标.数据符合正态分布的采用配对t检验,否则采用秩和检验.表2和表3分别为被试人员在静息状态和心理负荷状态下心率、脑电和眼动数据进行配对t检验与秩和检验后的结果.

表2 静息状态与心理负荷下生理指标的配对t检验结果

Table 2 Paired t-test results of physiological indexes under the resting state and psychological load

指标	单位	配对差值					$t$	Sig
		平均值	标准差	标准误差平均值	差值95%置信区间			
					下限	上限		
RR(W)-RR(Y)	ms	0.036	0.054	0.012	0.011	0.062	3.004	0.007
HR(W)-HR(Y)	次/min	-5.350	7.903	1.767	-9.048	-1.652	-3.028	0.007
LF(W)-LF(Y)	ms <sup>2</sup>	0.278	0.991	0.222	-0.186	0.742	1.254	0.225
HF(W)-HF(Y)	ms <sup>2</sup>	0.014	0.023	0.005	0.003	0.024	2.611	0.017
VLF(W)-VLF(Y)	ms <sup>2</sup>	0.403	1.667	0.373	-0.377	1.184	1.082	0.293

注:W为静息状态,Y为心理负荷状态;Sig为显著性.

在本研究中,发现脑电指标中的 $\delta, \theta, \alpha, \beta, \gamma$ , Peak power,眼动指标中的瞳孔直径,心率指标中的HR在有心理负荷下呈现显著增加趋势;脑电指标中的 $\alpha/\beta, (\alpha+\theta)/(\alpha+\beta)$ ,眼动指标中的注视

时间、眨眼频率,心率指标中的RR, SDNN, RMSSD, SDSD, pNN20, pNN50, CV, HF在有心理负荷下呈现显著减小趋势.

结果表明,眼动指标(瞳孔直径、注视时间和

表3 静息状态与心理负荷下生理指标的秩和检验结果  
Table 3 Results of rank sum test for physiological indexes under the resting state and psychological load

类型	指标	单位	静息状态 median(p25,p75)	心理负荷 median(p25,p75)	统计量 Z	p
眼动指标	瞳孔直径	mm	3.78(3.50,4.03)	4.74(4.45,5.29)	-3.883	0.000
	注视时间	ms	571.50(342.75,667.00)	393.00(286.50,438.00)	-2.688	0.007
	眨眼频率	次/min	178.00(139.00,277.75)	125.50(93.25,173.50)	-2.390	0.017
心率指标	SDNN	ms	0.11(0.06,0.16)	0.07(0.05,0.09)	-3.445	0.001
	RMSDD	ms	0.13(0.04,0.18)	0.05(0.03,0.09)	-3.198	0.001
	SDSD	ms	0.12(0.04,0.18)	0.05(0.03,0.09)	-3.198	0.001
	pNN50	%	0.18(0.08,0.32)	0.10(0.04,0.24)	-2.808	0.005
	pNN20	%	0.51(0.43,0.64)	0.47(0.32,0.57)	-2.952	0.003
	LFnorm	Nu	0.73(0.64,0.89)	0.79(0.68,0.92)	-1.743	0.081
	HFnorm	Nu	0.27(0.11,0.36)	0.21(0.09,0.32)	-1.743	0.081
	LF/HF	—	2.63(1.77,8.04)	3.71(2.18,10.50)	-1.286	0.199
	CV	—	0.16(0.09,0.23)	0.09(0.07,0.14)	-3.178	0.001
脑电指标	$\delta$ 波功率	dB	52.63(43.76,70.24)	77.83(66.81,95.99)	-4.958	0.000
	$\theta$ 波功率	dB	41.92(36.46,54.89)	68.51(57.09,91.75)	-5.608	0.000
	$\alpha$ 波功率	dB	61.81(40.77,83.07)	76.78(68.32,76.78)	-4.107	0.000
	$\beta$ 波功率	dB	75.38(12.21,148.63)	120.39(82.01,206.01)	-4.608	0.000
	$\gamma$ 波功率	dB	-69.63(-116.39,30.31)	14.99(-29.38,133.11)	-4.920	0.000
	Peak power	dB	21.05(16.96,32.73)	27.73(23.75,35.06)	-3.414	0.001
	SMR	dB	38.31(20.86,66.41)	41.00(31.28,60.81)	-1.257	0.209
	$\alpha/\beta$	—	0.67(0.46,1.41)	0.66(0.49,0.86)	-2.069	0.039
	$\theta/\beta$	—	0.48(0.31,1.23)	0.55(0.44,0.75)	-0.581	0.561
	$(\alpha+\theta)/\beta$	—	1.18(0.76,2.76)	1.21(0.93,1.62)	-1.407	0.160
	$(\alpha+\theta)/(\alpha+\beta)$	—	0.79(0.56,1.31)	0.72(0.62,0.86)	-2.657	0.008
$\theta/(\alpha+\beta)$	—	0.33(0.24,0.64)	0.33(0.29,0.41)	-1.307	0.191	

眨眼频率)与心理负荷存在显著相关,心理负荷的存在会引起瞳孔直径变大、注视时间减少和眨眼频率降低.且瞳孔直径大小由神经系统的交感神经和副交感神经所控制,与心理负荷存在下心率指标 HF 显著减小相验证.通过脑电指标( $\delta, \theta, \alpha, \beta, \gamma$  和 Peak power)的变化可以看出,在心理负荷下脑电活动明显增强.HRV在评价心理负荷高低方面较为敏感,且HRV变小表征人员的心理负荷增加.心率信号中HRV的时域分析指标(RR, SDNN, RMSDD, SDS, pNN20, pNN50和CV)和频域分析指标(HF)在心理负荷下显著减小.

### 2.2 特征提取与优化选择

通过统计检验分析得到8种脑电指标、3种眼动指标及9种心率指标可以表征心理负荷.为减小强相关性特征造成的数据冗余,提高分类器精度,分别采用Pearson相关分析、最大相关最小冗余(MRMR)算法和主成分分析(PCA)进行降维,特征提取结果见表4.

表4 特征提取结果  
Table 4 Feature extraction results

方法	类型	指标
Pearson 相关分析	眼动指标	瞳孔直径、注视时间、眨眼频率
	心率指标	RR, HR, SDNN, HF, pNN50
	脑电指标	$\delta, \theta, \gamma, \text{Peak power}, (\alpha+\theta)/(\alpha+\beta)$
MRMR	眼动指标	瞳孔直径、注视时间、眨眼频率
	心率指标	RR, HF, RMSDD
	脑电指标	$\delta, \theta, \gamma, (\alpha+\theta)/(\alpha+\beta)$
PCA	眼动指标	瞳孔直径、眨眼频率
	心率指标	RR, HR, SDNN, HF, pNN50
	脑电指标	$\theta, \alpha, \beta, \gamma, \text{Peak power}$

### 2.3 机器学习结果分析

为了研究不同类型分类器对心理负荷识别精度的影响,基于上述方法的特征融合结果,使用6种机器学习方法(Logit, KNN, SVM, XGB, DT和RF)来识别被试人员的心理负荷.为了有效地避免模型识别中的过拟合和不确定性,本文

使用 5 倍 CV 来评估机器学习性能. 机器学习性能通过准确度(ACC)、敏感性(SN)、特异性(SP)、F1-measure(F1)和 AUC 来衡量. 根据测试的特征选择和机器学习方法, 比较得出了心理负荷识别模型. 各模型识别效果如表 5 和图 3 所示.

表 5 机器学习分类结果

Table 5 Machine learning classification results

方法	模型	ACC	SN	SP	F1	AUC
Pearson 相关分析	Logit	0.833	0.8	0.857	0.857	0.829
	KNN	0.75	0.6	0.857	0.800	0.686
	SVM	0.75	0.8	0.714	0.769	0.714
	XGB	0.917	0.8	1.0	0.933	0.900
	DT	0.75	0.8	0.714	0.769	0.757
	RF	0.917	0.8	1.0	0.933	0.943
MRMR	Logit	0.750	0.8	0.743	0.727	0.771
	KNN	0.750	0.6	0.857	0.667	0.743
	SVM	0.833	0.6	1.0	0.750	0.771
	XGB	0.917	0.8	1.0	0.889	0.957
	DT	0.833	0.8	0.857	0.800	0.829
	RF	0.917	1.0	0.857	0.909	0.971
PCA	Logit	0.917	0.8	1.0	0.889	0.857
	KNN	0.750	0.8	0.714	0.727	0.829
	SVM	0.833	1.0	0.714	0.8	0.857
	XGB	0.750	1.0	0.571	0.769	0.843
	DT	0.750	0.8	0.714	0.727	0.757
	RF	0.833	1.0	0.714	0.800	0.914

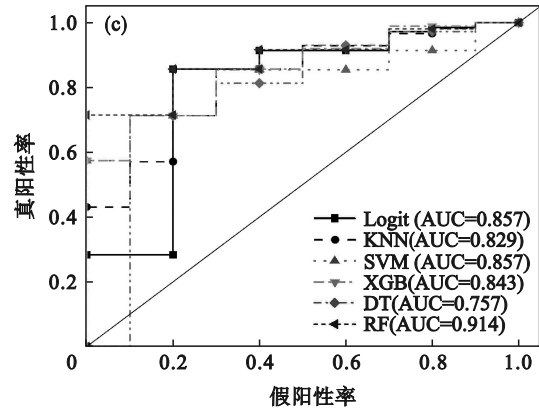


图 3 不同特征选择方法的 ROC 曲线

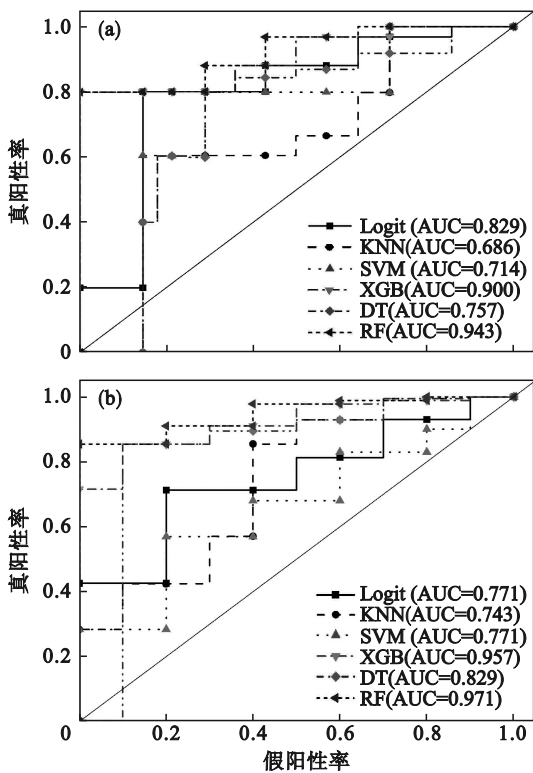
Fig. 3 ROC curves of different feature fusion methods (a)—Pearson ROC; (b)—MRMR ROC; (c)—PCA ROC.

为了获取较好的数据融合方法, 本研究对 Pearson 相关分析、MRMR 和 PCA 这三种方法进行分析比较, 将融合后的特征进行心理负荷分类. 结果表明, MRMR (AUC=0.971) 特征选择总体优于 Pearson 相关分析 (AUC=0.943) 和 PCA (AUC=0.914) 方法, 具有更好的识别性能. 此外, 根据表 4 特征提取结果可以看出, MRMR 在保证特征之间最大相关性的同时, 又去除了冗余特征, 使得特征之间差异很大, 而同目标变量的相关性也很好. PCA 原理主要是为了消除变量之间的相关性, 并且假设这种相关性是线性的, 对于非线性的依赖关系则不能得到很好的结果. 使用 PCA 降维的结果识别性能不高可能是因为降维后样本间的非线性相关性会丢失. 而 Pearson 相关分析识别性能不高可能是因为其系数受异常值的影响比较大.

将上述方法的特征选择结果应用于 6 种机器学习方法 (Logit, KNN, SVM, XGB, DT 和 RF) 来分类识别被试人员的心理负荷, 对机器学习的性能进行分析. 从表 5 可以看出, 通过 RF (AUC=0.971) 获得的 AUC 大于通过其他 5 个分类器 (对于 Logit, AUC=0.857, 对于 KNN, AUC=0.829, 对于 SVM, AUC=0.857, 对于 XGB, AUC=0.957, 对于 DT, AUC=0.829). 此外, 使用 Pearson 相关分析、MRMR 或 PCA 进行数据降维, RF 和 XGB 都有较高的分类效果, 集成算法准确率高, 不容易陷入过拟合, 并且具有很好的抗噪能力.

### 3 结 语

1) 在有心理负荷下, 脑电指标 ( $\delta, \theta, \alpha, \beta, \gamma$  和 Peak power) 显著增加, 心率指标中 HRV 的时域分析指标 (RR, SDNN, RMSDD, SDSD,



pNN20, pNN50 和 CV) 和频域分析指标(HF)显著减小, 眼动指标中瞳孔直径显著增大、注视时间显著减少和眨眼频率显著降低. 结果表明, 眼动指标(瞳孔直径、注视时间和眨眼频率)的变化均与心理负荷的存在显著相关, 心理负荷的存在会引起瞳孔直径增大、注视时间减少和眨眼频率降低. 脑电指标( $\delta, \theta, \alpha, \beta, \gamma$  和 Peak power)的变化可以看出, 在心理负荷下各频段脑电活动明显增强. HRV 在评价心理负荷高低方面比较敏感, 且 HRV 变小表征人员的心理负荷增加.

2) 使用 Pearson 相关分析进行特征选择, 得到 13 个特征指标( $\delta, \theta, \gamma, \text{Peak power}, (\alpha+\theta)/(\alpha+\beta)$ ), 瞳孔直径, 注视时间, 眨眼频率, RR, HR, SDNN, HF, pNN50); 使用 MRMR 算法进行特征选择, 得到 10 个特征指标( $\delta, \theta, \gamma, (\alpha+\theta)/(\alpha+\beta)$ ), 瞳孔直径, 注视时间, 眨眼频率, RR, HF, RMSDD); 使用 PCA 进行降维, 提取了特征值大于 1 的 5 个分量作为主分量, 得到在主分量上有较高载荷的 12 个特征指标( $\theta, \alpha, \beta, \gamma, \text{Peak power}$ , 瞳孔直径, 眨眼频率, RR, HR, SDNN, HF, pNN50). 将 3 种方法选择的特征用于心理负荷分类, 结果表明, MRMR 方法具有更好的识别性能 (AUC=0.971).

3) RF 具有最佳的识别性能 (ACC=0.917, SN=1.0, SP=0.857, F1=0.909, AUC=0.971). 此外, RF 和 XGB 都显示出较好的识别效果, 表现出集成算法准确率高, 不容易陷入过拟合的优点.

4) 本研究结果表明基于脑电、眼动和心率的多指标融合并结合机器学习方法可以用于危险作业人员的心理负荷评估. 该评估结果可与主观问卷配合使用, 为企业职业适合性选择和作业劳动安排提供依据.

#### 参考文献:

- [1] 汪伟忠, 卢明银, 靖培星. 煤矿特种作业人员安全胜任指数模型构建[J]. 安全与环境学报, 2016, 16(1): 20-23. (Wang Wei-zhong, Lu Ming-yin, Jing Pei-xing. Research on the establishment of a safety competency index model for the special operators in the coal mines[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2016, 16(1): 20-23.)
- [2] 徐明伟. 有限空间人因参数对疲劳影响及防护研究[D]. 北京: 北京科技大学, 2021. (Xu Ming-wei. Study on influence of human factors parameters on fatigue in confined space and protection[D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2021.)
- [3] 晋良海, 李宸. 高处作业人员心理负荷的 SWAT 量表主观评定方法研究[J]. 安全与环境工程, 2015, 22(3): 70-74, 82. (Jin Liang-hai, Li Cheng. Study on the mental workload of high-place operating personnel with the subjective assessment method of SWAT scale [J]. *Safety and Environmental Engineering*, 2015, 22(3): 70-74, 82.)
- [4] 孙崇勇. 心理负荷测量方法的现状与发展趋势[J]. 人类工效学, 2012, 18(2): 88-92. (Sun Chong-yong. Present situation and development trend of psychological load measurement methods [J]. *Chinese Journal of Ergonomics*, 2012, 18(2): 88-92.)
- [5] Young M S, Brookhuis K A, Wickens C D, et al. State of science: mental workload in ergonomics [J]. *Ergonomics*, 2015, 58(1): 1-17.
- [6] 冯源, 李彦蕾, 李一凡, 等. 基于注意力机制的多分支 LSTM 心理负荷评估模型[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(11): 3371-3375. (Feng Yuan, Li Yan-lei, Li Yi-fan, et al. Novel multiclass classification framework with multi-branch LSTM and attention mechanism for mental workload evaluation [J]. *Application Research of Computers*, 2021, 38(11): 3371-3375.)
- [7] 陆勇. 民用无人机操作心理负荷测评与预测研究[D]. 徐州: 中国矿业大学(江苏), 2021. (Lu Yong. Research on evaluation and prediction of operational psychological load of civil UAV [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology (Jiangsu), 2021.)
- [8] 侯文真. 考虑时间压力和任务复杂度的轻装作业者心理负荷与管理策略[D]. 镇江: 江苏科技大学, 2020. (Hou Wen-zhen. Mental load and management strategy of light assembly operators considering time pressure and task complexity [D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2020.)
- [9] 吕晓薇. 基于脑电及行为特征的塔吊司机心理负荷状态识别模型研究[D]. 北京: 北方工业大学, 2022. (Lyu Xiao-wei. Research on the recognition model of psychological load state of tower crane driver based on EEG and behavioral characteristics [D]. Beijing: North China University of Technology, 2022.)
- [10] Charles R L, Nixon J. Measuring mental workload using physiological measures: a systematic review [J]. *Applied Ergonomics*, 2019, 74: 221-232.
- [11] Di Stasi L L, McCamy M B, Macknik S L, et al. Saccadic eye movement metrics reflect surgical residents' fatigue [J]. *Annals of Surgery*, 2014, 259(4): 824-829.
- [12] Fairclough S H, Houston K A. A metabolic measure of mental effort [J]. *Biological Psychology*, 2004, 66(2): 177-190.
- [13] Tao D, Tan H B, Wang H L, et al. A systematic review of physiological measures of mental workload [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2019, 16(15): 2716.
- [14] De Rivcourt M, Kuperus M N, Post W J, et al. Cardiovascular and eye activity measures as indices for momentary changes in mental effort during simulated flight [J]. *Ergonomics*, 2008, 51(9): 1295-1319.
- [15] Brookings J B, Wilson G F, Swain C R. Psychophysiological responses to changes in workload during simulated air traffic control [J]. *Biological Psychology*, 1996, 42(3): 361-377.
- [16] Hjortskov N, Rissén D, Blangsted A K, et al. The effect of mental stress on heart rate variability and blood pressure during computer work [J]. *European Journal of Applied Physiology*, 2004, 92(1): 84-89.
- [17] Finsen L, Sogaard K, Jensen C, et al. Muscle activity and cardiovascular response during computer-mouse work with and without memory demands [J]. *Ergonomics*, 2001, 44(14): 1312-1329.
- [18] Heine T, Lenis G, Reichensperger P, et al. Electrocardiographic

- features for the measurement of drivers' mental workload [J]. *Applied Ergonomics*, 2017, 61: 31-43.
- [19] Delaney J P, Brodie D A. Effects of short-term psychological stress on the time and frequency domains of heart - rate variability [J]. *Perceptual and Motor Skills*, 2000, 91 (2) : 515-524.
- [20] Matthews G, Reinerman-Jones L E, Barber D J, et al. The psychometrics of mental workload: multiple measures are sensitive but divergent [J]. *Human Factors*, 2015, 57 (1) : 125-143.
- [21] Mun S, Whang M, Park S, et al. Effects of mental workload on involuntary attention: a somatosensory ERP study [J]. *Neuropsychologia*, 2017, 106: 7-20.
- [22] Di Stasi L L, Antolí A, Cañas J J. Evaluating mental workload while interacting with computer-generated artificial environments [J]. *Entertainment Computing*, 2013, 4(1): 63-69.
- [23] Foy H J, Chapman P. Mental workload is reflected in driver behaviour, physiology, eye movements and prefrontal cortex activation [J]. *Applied Ergonomics*, 2018, 73: 90-99.
- [24] Hwang S L, Yau Y J, Lin Y T, et al. Predicting work performance in nuclear power plants [J]. *Safety Science*, 2008, 46(7): 1115-1124.
- [25] Wilson G F, Fullenkamp P, Davis I. Evoked potential, cardiac, blink, and respiration measures of pilot workload in air-to-ground missions [J]. *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, 1994, 65(2): 100-105.
- [26] Jaquess K J, LoL C, Oh H, et al. Changes in mental workload and motor performance throughout multiple practice sessions under various levels of task difficulty [J]. *Neuroscience*, 2018, 393: 305-318.
- [27] Kosti M V, Georgiadis K, Adams D A, et al. Towards an affordable brain computer interface for the assessment of programmers' mental workload [J]. *International Journal of Human-Computer Studies*, 2018, 115: 52-66.
- [28] Choi M K, Lee S M, Ha J S, et al. Development of an EEG-based workload measurement method in nuclear power plants [J]. *Annals of Nuclear Energy*, 2018, 111: 595-607.
- [29] Sharma L D, Chhabra H, Chauhan U, et al. Mental arithmetic task load recognition using EEG signal and Bayesian optimized K - nearest neighbor [J]. *International Journal of Information Technology*, 2021, 13(6): 2363-2369.
- [30] Zhang P B, Wang X, Chen J F, et al. Spectral and temporal feature learning with two-stream neural networks for mental workload assessment [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2019, 27 (6) : 1149-1159.
- [31] Das Chakladar D, Dey S, Roy P P, et al. EEG-based mental workload estimation using deep BLSTM-LSTM network and evolutionary algorithm [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 60: 101989.
- [32] Qu H Q, Gao X Y, Pang L P. Classification of mental workload based on multiple features of ECG signals [J]. *Informatics in Medicine Unlocked*, 2021, 24: 100575.
- [33] Zhang H N. A mental workload evaluation model based on improved multibranch LSTM network with attention mechanism [J]. *Advances in Multimedia*, 2022, 2022: 9601946.
- [34] 张旭. 时序信号的异常检测与预测研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2021.  
(Zhang Xu. Research on anomaly detection and prediction of time series signals [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2021.)
- [35] 王竞一, 曹欢, 刘晓冬, 等. 基于长短时记忆模型网络的水处理系统参数预测与评价 [J]. *智能制造*, 2022(5): 96-99.  
(Wang Jing-yi, Cao Huan, Liu Xiao-dong, et al. Parameter prediction and evaluation of water treatment system based on long-term and short-term memory model network [J]. *Intelligent Manufacturing*, 2022(5): 96-99.)
- [36] 祁胜锋. 基于 Boosting 算法的人体动作数据识别研究 [D]. 武汉: 武汉纺织大学, 2019.  
(Qi Sheng-feng. The study of the human motion data recognition based on Boosting algorithm [D]. Wuhan: Wuhan Textile University, 2019.)