

利用 fNIRS 研究情绪状态下的脑力负荷评估

姜 劲 焦学军 潘津津 王春慧 张 朕 曹 勇 杨涵钧 徐凤刚

中国航天员科研训练中心人因工程国防科技重点实验室, 北京 100094

摘要 为研究采用功能性近红外光谱(fNIRS)技术评估不同情绪状态下操作者脑力负荷(MWL)的可行性,为开展以 MWL 评估为基础的操作者功能状态(OFS)评估提供技术支持,进行了多种情绪刺激下的图片 n -back 任务实验,包括负性、积极和中性三组情绪。采用任务绩效、主观量表和 fNIRS 生理测量等方法采集 16 名参试者的实验数据。任务绩效和主观状态评分均表明参试者 MWL 在外部因素影响下发生变化。从 fNIRS 信息中提取了时域、频域和非线性域共 380 个生理特征作为 OFS 评估模型输入,采用支持向量机作为分类器,建立了 MWL 评估模型。评估模型采用中性情绪刺激下的任务数据作为训练数据,积极情绪和负性情绪刺激下的实验数据作为测试数据,分别取得了 92.49%、75.90% 和 79.99% 的平均分类正确率。通过实验数据分析,验证了任务负荷和情绪刺激能够有效影响操作者 MWL 的实验假设,证明了采用 fNIRS 技术建立多种情绪状态下 MWL 评估模型的可行性,为开展复杂任务情况下以 MWL 为基础的 OFS 评估提供依据。

关键词 医用光学;功能性近红外光谱技术;脑力负荷;操作者功能状态;情绪状态

中图分类号 O657.33;TP274.5 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201636.0517001

Assessment of Mental Workload Influenced by Different Emotional State Using fNIRS

Jiang Jin Jiao Xuejun Pan Jinjin Wang Chunhui Zhang Zhen
Cao Yong Yang Hanjun Xu Fenggang

*National Key Laboratory of Human Factors Engineering, China Astronaut Research and Training Center,
Beijing 100094, China*

Abstract In order to investigate the feasibility of mental workload (MWL) assessment influenced by different emotional state by using the functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) and to support the operator functional state (OFS) assessment based on the MWL assessment, the picture n -back experiments stimulated by multiple emotions, including negative, neutral and positive emotions, are conducted. The experiment data of 16 participants are collected by the means of task performance, subjective rating and fNIRS physiological measurement. The results show that the MWL of participants is affected by external factors in terms of task performance and subjective rating. An MWL assessment model is established, with a total of 380 physiological features of time domain, frequency domain and nonlinearity domain extracted from the fNIRS information as input and the support vector machine as classifier. Average accuracy of classification is 92.49% for training data which is based on task data stimulated by neutral emotion, and 75.9% and 79.99% for test data which is based on experiment data stimulated by positive and negative emotions. By analyzing the data, the experiments verify the hypothesis that the operator's MWL is effectively affected by task load and emotional stimulus, demonstrate the feasibility of MWL assessment in different emotional state based on fNIRS, and lay a foundation for the OFS assessment on the strength of the MWL evaluation during complex tasks.

收稿日期: 2015-11-06; **收到修改稿日期:** 2015-12-16

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(71201148)、飞天基金(FTK201509)、中国航天员科研训练中心国防科技重点实验室实验技术课题(9140C770208150C77320,2012SY54B1701)

作者简介: 姜 劲(1991—),男,硕士研究生,主要从事功能性近红外光谱、脑电、心电等多生理参数表征脑力负荷、操作者功能状态等方面的研究。E-mail: jiangjin02180018@qq.com

导师简介: 焦学军(1969—),男,博士,副研究员,主要从事生物医学工程、航天环境下的脑力负荷、操作者功能状态以及生物特性等方面的研究。E-mail: jxjisme@sina.com(通信联系人)

Key words medical optics; functional near-infrared spectroscopy; mental workload; operator functional state; emotional state

OCIS codes 170.3880; 300.6340; 170.1420

1 引 言

随着科学技术的发展,自动化设备和系统大量应用于现代人机系统中,提高了复杂人机系统的整体性能,扩展了人类的能力范围^[1-2]。尽管自动化系统、设备能够提高复杂人机系统的性能,但作为系统的操作者,人仍然是复杂人机系统的关键环节,操作者的作业能力和状态决定着复杂人机系统的工作能力和安全性,操作者功能状态(OFS)不佳会导致复杂人机系统工作能力下降,增加系统错误^[3-4]。在空中飞行管理、核力发电、有人飞行器、无人飞行器以及航天飞行等高风险性行业,以及交通运输业、工业生产等安全性要求较高的行业中,由于OFS恶化而导致的操作能力下降或工作能力崩溃所引起的严重事故一直受到高度关注^[3,5-6]。

OFS是指操作者在当前任务负荷和自身内部状态的共同影响下,完成当前任务的工作能力,内部状态主要是指脑力负荷(MWL)和情绪状态^[7]。为避免OFS不佳所导致的复杂人机系统的性能下降甚至崩溃,连续测量并评估OFS成为复杂人机系统中不可缺少的环节^[4,8]。MWL作为OFS评估的主要内容之一^[8],反映了操作者在任务过程中脑力资源适应情况,MWL过高或过低不利于完成当前任务,可能引发风险,进而导致任务失败^[6,9],因此MWL评估是OFS评估的基础。此外,人体情绪活动时时刻影响操作者的日常行为以及生活^[10],大脑的决策、推理、记忆等认知机制都会受到情绪状态的影响^[11],因此以MWL为基础的OFS评估需要考虑情绪状态的变化情况。

功能性近红外光谱(fNIRS)设备作为一种新型脑功能成像设备广泛应用于MWL、认知和情绪等方面的研究,是评估OFS的有效工具^[12-16]。由于大脑皮层血流中含氧血红蛋白对特定波长近红外光具有特异吸收性,体内血氧水平变化与大脑皮层的活动密切相关,因此fNIRS设备通过测量体内血氧水平变化能够间接反映人体脑部皮层的功能响应变化^[13,15,17-22]。fNIRS设备在情绪功能、MWL和OFS研究等方面具有安全、便捷、造价低廉等特点,时间分辨率和空间分辨率较高^[22-24],在实际研究中非常适合评估MWL和OFS^[12-13]。

工作记忆任务是一种调用短时记忆,进行信息处理、决策和判断脑力工作的认知任务^[10,25],被认为是诱发不同级别MWL和开展情绪研究的有效实验范式。 n -back范式是工作记忆的常用范式。实际研究中将 n -back和fNIRS技术结合用以研究MWL或情绪状态。

潘津津等^[14]采用 n -back任务和fNIRS研究MWL分级,通过4级5 min n -back任务成功诱发了4级MWL,同时采用fNIRS测量任务期间血氧水平随任务难度的变化情况。Fishburn等^[26]采用3级 n -back任务和fNIRS,研究MWL变化的血氧响应特性,发现背外侧前额区域是MWL变化的敏感皮层。因此 n -back任务和fNIRS相结合是研究MWL的有效手段之一。潘津津和Fishburn等的研究强调单一任务负荷变化,未考虑情绪状态等因素对MWL的影响,但情绪状态研究作为有效的研究手段之一应与工作记忆任务和fNIRS相结合。

Ozawa等^[25]采用 n -back任务和fNIRS研究负性情绪下的血氧特性变化,发现负性情绪刺激后,内侧前额叶被激发的含氧血红蛋白含量显著上升。Kopf等^[10]采用fNIRS研究情绪语义 n -back任务所诱发的前额皮层血氧变化,发现负性情绪语义内容通过认知负荷和情绪活动在前额皮层的相互作用,影响前额皮层血氧变化。Ozawa和Kopf等的研究证明不同情绪含义的 n -back范式能够有效激发人体的不同情绪状态,并且通过fNIRS所测量的前额皮层血氧变化有所体现。由于二者研究的侧重点在于情绪影响下认知过程的血氧变化规律, n -back任务时间都较短,不足以激发稳定的MWL,然而二者均认为情绪 n -back任务能够同时诱发认知活动和情绪活动,并通过fNIRS体现。

综上,利用fNIRS研究情绪影响下的认知活动具有可行性。情绪研究成果应用到MWL和OFS评估是一项值得探索的工作,对于构建更为合理复杂的人机协作系统具有重要意义。为此通过两方面改进实验方法。一方面采用4 min不同情绪类型的图片 n -back范式诱发稳定的多级MWL和不同情绪状态;另一方面利用fNIRS测量的前额皮层血氧变化反映操作者的认知状态和情绪状态变化,以探索不同情绪影响下的MWL变化规律,为以MWL为基础的OFS评估提供技术支持。

MWL 评估的模式识别方法主要有三种,分别是人工神经网络、支持向量机(SVM)和模糊分类系统。此外,隐马尔科夫模型、随机森林^[27]、线性判别分析器等分类器也可应用于以 MWL 为基础的 OFS 评估。Wilson 等^[28]将人工神经网络应用于空中交通管理人员的 MWL 评估,提高了对 MWL 分级的分类正确率,对基线水平、低任务难度和高任务难度分别实现了 85%、82%和 86%的分类正确率。Zhong 等^[29]采用脑电和心电生理数据与 SVM 相结合,建立以 MWL 为基础的 OFS 评估模型,实现了对 MWL 分级 92%的平均分类正确率。此外也有多项研究采用 SVM 建模评估 MWL 和 OFS^[14]。模糊系统分类器也在多项研究中用于评估 OFS^[8,30],Ting 等^[30]将心电、脑电和自适应模糊推理网络相结合对 OFS 进行评估,并将结果作为模拟自适应人机分配系统的决策依据。

目前,OFS 评估主要研究操作者处于一定任务负荷之下的作业能力,内部状态体现为 MWL,外部情绪刺激是影响 OFS 的重要因素。fNIRS 在评估 MWL 方面取得了较为理想的结果^[13-14]。本文建立一个 fNIRS 和 SVM 分类器相结合的 MWL 评估模型,探索不同情绪状态影响下 MWL 的变化规律,从而为 OFS 研究提供参考。

2 实验设计

2.1 实验范式

实验任务刺激采取多种情绪刺激下的 n -back 图片任务,情绪刺激采用负性、中性和积极三种类别的图片,任务负荷刺激选取 1-back、2-back 和 3-back 三种负荷难度,具体实验安排如图 1 所示。



图 1 实验流程

Fig. 1 Experiment procedure

n -back 图片任务中,图片刺激呈现 1 s 后消失,持续空白 1 s 后继续呈现新的图片刺激 1 s,循环往复,参试者根据当前呈现图片与前 $N(N=1,2,3)$ 个出现的图片刺激相比对,若相同,参试者按方向左键,若不同则按方向右键,具体实验刺激流程如图 2 所示。

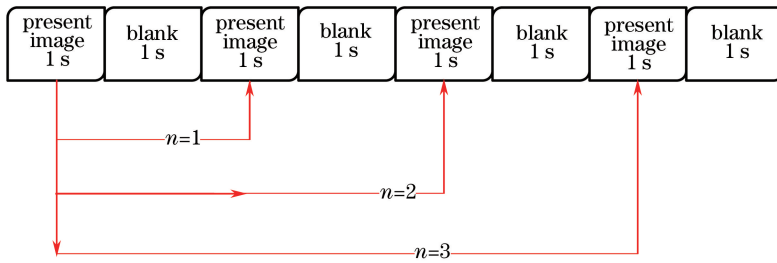


图 2 实验刺激范式

Fig. 2 Paradigm of experiment stimulus

实验共设计 9 种实验任务刺激(3 种情绪类型图片和 3 种任务负荷刺激相匹配),每个实验任务刺激时间为 4 min,具体实验方案如表 1 所示。实验刺激程序在任务组合中随机选择 3 个实验任务刺激构成一个实验段。实验段共 3 个,每个实验段均包括 3 个实验任务刺激,如一个实验段的实验任务刺激分别为负性 1-back、积极 2-back 和中性 3-back。实验任务刺激之间的间隔为 2 min,实验段之间间隔时间约为 10 min,供参试者休息以避免疲劳积累。10 min 休息期间参试者可以相对自由休息或大幅度活动身体,但是需要保证配戴设备,保持设备安装位置不变。实验时间共计 $3 \times (3 \times 4 + 2 \times 2) + 2 \times 10 = 68$ min。

表 1 实验任务刺激安排

Table 1 Arrangement of experiment task stimulus

	1-back	2-back	3-back
Negative	Negative 1-back	Negative 2-back	Negative 3-back
Positive	Positive 1-back	Positive 2-back	Positive 3-back
Neutral	Neutral 1-back	Neutral 2-back	Neutral 3-back

2.2 数据采集及处理

实验过程中采用 Artinis 公司的 OXYmon MK3 系统,采集前额皮层 10 个通道的 fNIRS 信号,如图 3 所示。为保证每位参试者的 fNIRS 测量值相同,选取 10~20 系统的 Fpz 点作为通道布置的对称中心。每个实验任务刺激完成后,参试者需回答主观问卷,问卷由脑力需求、体力需求、努力程度、绩效水平、挫折程度以及时间需求组成,每部分均为 10 分制。

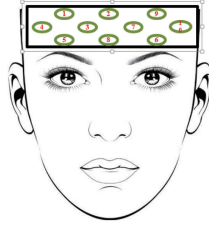


图 3 fNIRS 通道设置

Fig. 3 Placement of the fNIRS channels

fNIRS 数据受多种干扰源影响,主要是运动伪迹和生理干扰。运动伪迹的主要来源是参试者的身体活动,如眨眼和头部晃动等。生理干扰则主要来源于参试者的生理活动,如心跳、呼吸、血压波动、血液流动、毛细血管活动以及自发低频振动等引起的血液血氧指标波动^[31]。为获取相对纯净的血氧变化信号,采用带通滤波和相关性改善法,分别去除生理干扰和运动伪迹。其中带通滤波选用 0.05~0.5 Hz 的频率范围,用以滤除高频噪声、基线漂移和生理干扰。相关性改善算法基于 Hbo 与 Hbb 两种不同血氧蛋白信号之间的相关性,消除突发运动干扰,该算法已在多项研究中予以验证^[32-33]。

2.3 参试者

共招募 40 名参试者,分为 A、B 两组,每组 20 人。参试者为中国航天员研究中心研究生或中国农业大学学生,年龄在 20~26 岁之间,参试者均为男性,右利手,无精神疾病。

为获取相对稳定的单一情绪刺激,A 组参试者作为实验素材筛选组,需对 1244 幅国际标准情绪图片的情绪种类、唤醒度和愉悦度进行评价。情绪种类评价要求参试者根据主观感受评价图片类别(中性、积极或负性);唤醒度和愉悦度评价则要求参试者根据主观感受对图片进行评分(7 分制)。实验中参试者根据自身对图片的主观唤醒程度从 1 至 7 按程度对唤醒度予以评分,根据自身对图片的主观愉悦度从 1 至 7 按程度对愉悦度予以评分,其中 1 为唤醒程度最低或愉悦程度最低,7 为唤醒程度最高或愉悦程度最高,4 为既不愉悦也不厌恶或唤醒程度中等。

正式实验为 B 组,20 人次参与实验,共取得有效数据 16 份(2 份验证实验,1 份实验设备故障数据丢失,1 份实验数据不完整)。16 份有效数据中研究生 5 人,本科生 11 人。参试者与参与预实验图片筛选的实验者不同,以消除实验素材对筛选实验情绪刺激的影响。

2.4 情绪图片预处理

实验刺激图片来源于国际标准情绪图片库。从预实验中筛选出主观情绪感受较为稳定的负性、中性和积极图片集合。实验刺激图片中负性图片集合为 193 幅,中性图片集合为 134 幅,积极图片集合为 97 幅,三组图片集合均能对参试者诱发稳定单一的情绪刺激主观感受,三组类型图片经过筛选后的唤醒度和愉悦度评价分析如图 4 所示。

三种情绪图片集合的愉悦度评价和唤醒度评价均经过多重测量方差分析的检测,分析结果如下(M 为均值, f_{SD} 为标准偏差)。唤醒度评价,积极情绪图片: $M = 4.84, f_{SD} = 0.45$;消极情绪图片: $M = 4.97, f_{SD} = 0.42$;中性情绪图片: $M = 3.13, f_{SD} = 0.25$ 。经过多重测量方差分析检验,不符合 Mauchly 球形度假设($W = 0.92, p = 0.026$)。经过 Greenhouse-Geisser 校正 $[F(1.85, 170.83) = 601.7, p < 0.001]$,三种情绪刺激图片之间存在显著差异。经过成对检验 Post-hoc 分析,中性情绪图片刺激与负性情绪图片刺激($p < 0.001$)和积极情绪图片刺激($p < 0.001$)之间均存在显著差异,负性情绪图片刺激与积极情绪图片刺激并不存在显著差异($p = 0.16$)。愉悦度评价,积极情绪图片: $M = 5.36, f_{SD} = 0.26$;消极情绪图片: $M = 2.47, f_{SD} = 0.34$;中性情绪图片: $M = 3.98, f_{SD} = 0.19$ 。多重测量方差检验表明,不符合 Mauchly 球形度假设($W = 0.79,$

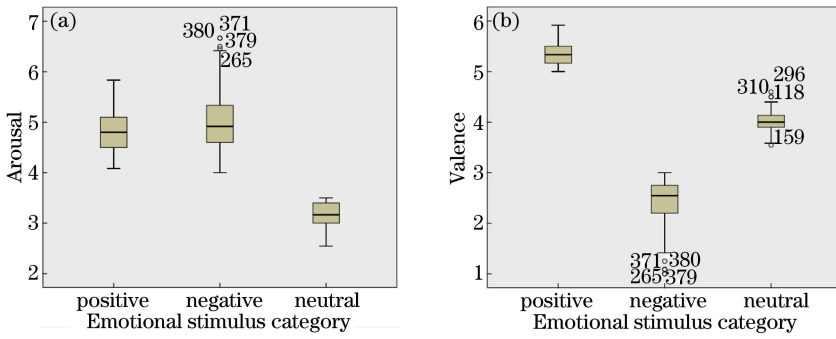


图 4 实验筛选后的图片刺激评价。(a)唤醒度评价盒型图;(b)愉悦度评价盒型图

Fig. 4 Rating of emotional stimulus after screening. (a) Boxplot of arousal rating; (b) boxplot of valence rating

$p < 0.001$), 经过 Greenhouse-Geisser 校正 [$F(1.66, 152.88) = 2725.28, p < 0.001$], 结果表明三种情绪刺激图片的愉悦度评价存在显著差异, 经过 Post-hoc 分析, 三种情绪刺激图片两两之间均存在显著差异 ($p < 0.001$)。综合以上分析结果, 认为实验情绪刺激素材符合实验要求, 能够有效区分唤醒度和愉悦度评价。

3 实验结果

3.1 任务绩效结果

多种情绪刺激及噪声刺激下的图片 n -back 实验的任务绩效主要包括两方面: 1) 反应正确率; 2) 反应时间。首先, 图片 n -back 的反应时分析结果如下。任务负荷角度描述, 1-back 反应时: $M = 542.41, f_{SD} = 8.16$; 2-back 反应时: $M = 594.12, f_{SD} = 6.88$; 3-back 反应时: $M = 624.03, f_{SD} = 9.24$ 。经过重复测量方差分析 ANOVA 检验, 发现任务负荷之间的反应时存在显著差异 [$F(2, 30) = 20.95, p < 0.001$]。经 Post-hoc 检验, 1-back 和 2-back ($p = 0.001$)、3-back ($p < 0.001$) 之间均存在显著差异, 2-back 和 3-back ($p = 0.044$) 之间存在显著差异。参试者的反应时随任务负荷提高而增加, 其变化趋势如图 5(a) 所示。从情绪刺激方面考虑, 积极情绪反应时, $M = 596.78, f_{SD} = 12.28$; 中性情绪反应时, $M = 582.06, f_{SD} = 9.62$; 消极情绪反应时, $M = 581.71, f_{SD} = 10.15$ 。经重复测量方差分析 ANOVA 检验, 发现情绪刺激对参试者的反应时存在显著影响 [$F(2, 30) = 6.41, p = 0.005$]。经成对比较 Post-hoc 检验, 积极情绪与负性情绪 ($p = 0.034$) 和中性情绪 ($p = 0.029$) 之间存在显著差异。情绪刺激影响下的反应时变化规律如图 5(b) 所示。任务负荷和情绪刺激对操作者任务反应时的影响变化趋势如图 6 所示, 在同一任务负荷下, 不同情绪刺激影响下的任务反应时无显著差异。

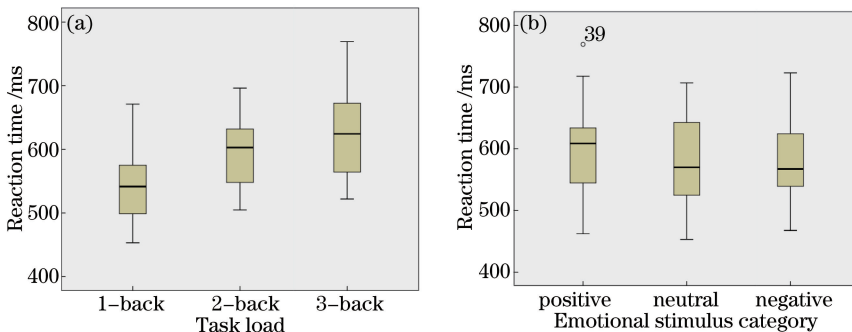


图 5 任务反应时变化趋势。(a)反应时随任务负荷的变化;(b)反应时随情绪刺激的变化

Fig. 5 Task reaction time variation. (a) Variation with task load; (b) variation with emotional stimulus

任务正确率的分析结果如下。从任务负荷影响而言, 1-back 任务正确率: $M = 0.96, f_{SD} = 0.008$; 2-back 正确率: $M = 0.95, f_{SD} = 0.006$; 3-back 正确率: $M = 0.93, f_{SD} = 0.008$ 。经过多重测量方差分析 ANOVA 检验, 发现任务负荷之间存在显著差异 [$F(2, 30) = 4.9, p = 0.014$], 经过成对检验 Post-hoc 发现 1-back 和 3-back ($p = 0.014$) 之间存在显著差异。参试者的正确率随任务负荷提高而下降, 变化趋势如图 7 所示。对

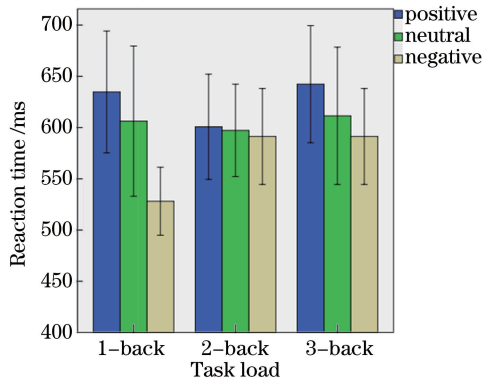


图 6 任务反应时随任务负荷和情绪刺激的变化趋势

Fig. 6 Task reaction time variation with task load and emotional stimulus

于情绪刺激下的参试者正确率变化,积极情绪图片参试者正确率: $M=0.94, f_{SD}=0.007$;中性情绪图片参试者正确率: $M=0.95, f_{SD}=0.007$;负性情绪图片参试者正确率: $M=0.96, f_{SD}=0.05$ 。经过重复测量方差分析 ANOVA 检验,发现情绪图片刺激下的正确率存在显著差异 $[F(2,30)=0.025, p=0.025]$,经过成对检验 Post-hoc 分析,发现积极情绪和负性情绪之间存在差异($p=0.049$)。可以认为情绪刺激对参试者的正确率有一定影响。任务负荷与情绪刺激对任务正确率变化的影响如图 7(c)所示。在同一种情绪刺激情况下,任务正确率随任务负荷升高而下降。在情绪刺激方面,负性情绪正确率最高,中性情绪稍低,积极情绪最低。

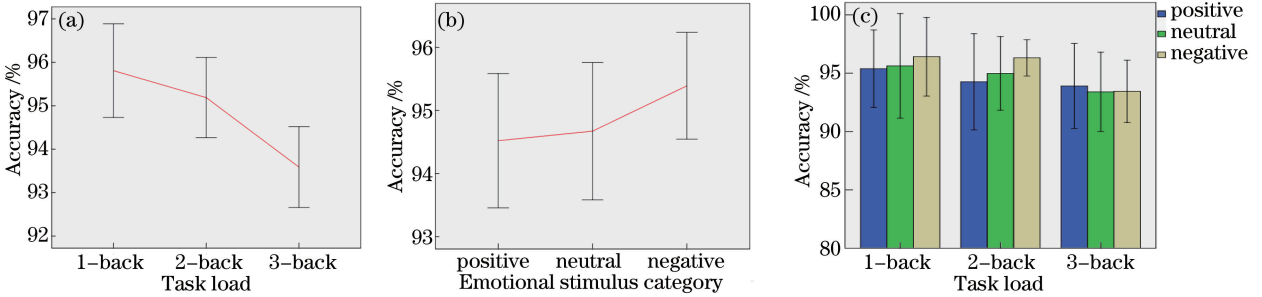


图 7 任务正确率变化趋势。(a)任务正确率随任务负荷的变化;(b)任务正确率随情绪刺激的变化;(c)任务负荷和情绪刺激相互影响下正确率的变化

Fig. 7 Task accuracy variation. (a) Variation with task load; (b) variation with emotional stimulus; (c) variation with both of task load and emotional stimulus

3.2 主观 MWL 评价结果

在每个实验任务刺激之后要求参试者回答 NASA-TLX 量表,量表包含 6 个问题,即脑力需求、体力需求、作业绩效、时间需求、努力程度和挫折水平,用于评定参试者的 MWL 状态。根据参试者的回答,计算得到参试者的 MWL 评价分值。对于任务负荷变化,1-back 任务的 MWL 评价分值: $M=10.13, f_{SD}=1.43$;2-back任务的 MWL 评价分值: $M=13.81, f_{SD}=1.24$;3-back 任务的 MWL 评价分值: $M=18.26, f_{SD}=1.31$ 。经过重复测量方差分析 ANOVA 检验,发现任务负荷之间存在显著差异 $[F(2,30)=25.28, p<0.001]$,经过成对检验 Post-hoc 分析,发现 1-back 和 2-back($p=0.007$),3-back($p<0.001$)之间存在显著差异,2-back 和 3-back($p<0.001$)之间存在显著差异。MWL 评价分值随任务负荷变化趋势如图 8(a) 所示。

情绪刺激分析结果如下。积极情绪刺激主观功能状态评价分值: $M=14.63, f_{SD}=1.17$;中性情绪主观功能状态评价分值: $M=13.51, f_{SD}=1.12$;负性情绪主观功能状态评价分值: $M=14.06, f_{SD}=1.21$ 。经重复测量方差分析 ANOVA 检验,发现情绪刺激对主观功能状态评分存在显著影响 $[F(2,30)=4.81, p=0.015]$,经过成对检验 Post-hoc 分析,发现积极情绪与中性情绪之间存在显著差异($p=0.015$)。情绪刺激影响与参试者 MWL 评分变化如图 8(b)所示。参试者在情绪刺激和任务负荷共同影响下的 MWL 评分变化如图 8(c)所示。

综合参试者的 MWL 评分和任务绩效可以发现参试者的 OFS 发生变化。任务负荷变化时,参试者的反应时增加,正确率下降,主观 MWL 评分分值增加,表明参试者的 MWL 水平发生变化。情绪刺激下参试者

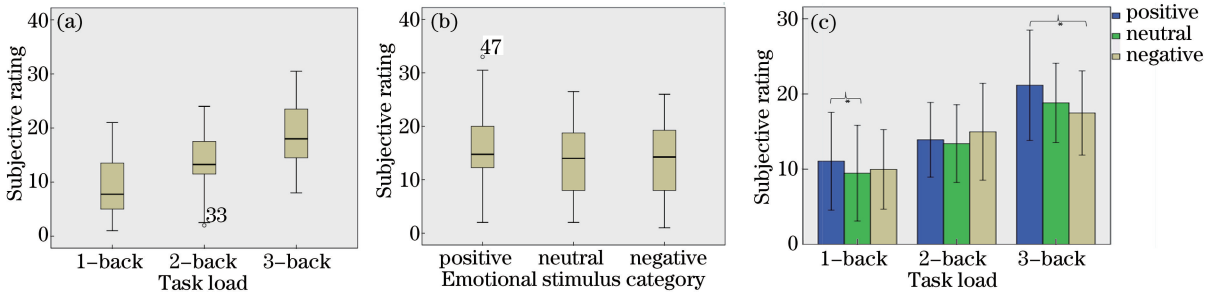


图 8 主观 MWL 评分变化。(a)随任务负荷的变化趋势；(b)随情绪刺激种类的变化；(c)随情绪刺激种类和任务负荷共同作用的变化趋势

Fig. 8 Subjective MWL rating variation. (a) Variation with task load; (b) variation with emotional stimulus; (c) variation with both of emotional stimulus and task load

情绪状态发生相应变化,相较于中性情绪,积极情绪刺激下参试者的正确率降低,反应时与 MWL 评分增加,而消极情绪刺激下参试者正确率高于中性情绪,反应时和 MWL 评分低于中性情绪。上述统计结果说明,积极和负性情绪刺激下,参试者 MWL 状态发生变化从而影响参试者的工作能力和自身状态,MWL 评分和任务绩效结果验证了实验设计的预期效果。

4 MWL 评估

4.1 MWL 评估生理特征

为评估参试者的 MWL,采集参试者的 fNIRS 数据,并从中提取有效的生理特征。MWL 评估生理特征来源于 fNIRS 生理特征集,fNIRS 生理特征取自每个通道中,时域 5 个、频率 3 个、非线性域 30 个,共计 38 个生理特征。

fNIRS 采用特定波长的近红外光获取大脑内的血液动力学信号,信号中带有大量的生理信息,目前研究中使用的生理特征主要是均值、斜率、二次项指数、近似熵、功率谱特征以及 5 个小波分解系数的阈值熵、香农熵、对数熵、Sure 熵以及范式熵。fNIRS 属于时变信号,需对 fNIRS 进行分段处理,选择 5 s 时间窗对数据分段处理。

均值是每段 fNIRS 数据幅值变化的平均值。斜率主要来自于每段 fNIRS 信号的线性拟合斜率。二次项系数包括两项,即经过二次拟合的二次项表达式的二次项系数与一次项系数。对于每段 fNIRS 数据的功率谱主要提取三个特征,分别命名为 T1、T2 和 T3,其各自定义如下。T1 为未减去初值的信号功率谱幅值,功率频段为 0.1~0.75 Hz。T2 为减去初值的信号功率谱幅值,功率频段为 0.1~0.7 Hz。T3 为 T1 和 T2 的比值。

熵是信息论中用于度量信息量的一个概念,描述随机信号、系统以及体系等的有序化程度,不同于物理学中的热学熵值。1948 年,Shannon 在《信息论》中正式提出了信息熵,并从此发展出了阈值熵、近似熵、香农熵、能量熵、范式熵以及 Sure 熵。上述 6 个熵值均能用于随机信号的复杂度特征描述。生物医学信号均属于典型的随机信号,fNIRS 信号也是具有时变特点的随机信号,符合熵值的应用范围^[34]。此外,fNIRS 信号是一个混沌信号,不仅含有线性成分也具有非线性成分,采用熵值作为指标能够反映 fNIRS 信号的非线性变化特性。因此,采用阈值熵、近似熵、香农熵、能量熵、范式熵以及 Sure 熵描述 fNIRS 信号的复杂度变化。

香农熵计算公式为

$$E_1 = \sum_i s_i^2 \times \lg s_i^2; \quad (1)$$

能量熵计算公式为

$$E_2 = \sum_i \lg s_i; \quad (2)$$

范式熵计算公式为

$$E_3 = \sum_i |s_i|^p - \|s\|_p^p; \quad (3)$$

阈值熵计算公式为

$$E_4 = \sum \begin{pmatrix} 1 & |s_i| > p \\ 0 & \text{otherwise} \end{pmatrix}; \quad (4)$$

Sure 熵计算公式为

$$E_5 = n - \sum_i \begin{pmatrix} 1 & |s_i| \leq p \\ 0 & \text{otherwise} \end{pmatrix} + \sum_i \min(s_i^2, p^2). \quad (5)$$

近似熵算法定义为:给定长度为 N 的一维时间序列 $\{u(i), i=1, 2, \dots, N\}$, 重构 m 维向量 $\mathbf{X}_i (i=1, 2, \dots, n, n=N-m+1)$, 则 \mathbf{X}_i 可表示为

$$\mathbf{X}_i = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)]. \quad (6)$$

计算任意向量 \mathbf{X}_i 与其他向量 $\mathbf{X}_j (j=1, 2, \dots, N-m+1, j \neq i)$ 之间的距离 d_{ij} ,

$$d_{ij} = \max |u(i+j) - u(j+k)|, k=0, 1, \dots, m-1, \quad (7)$$

即两向量对应元素之间差值绝对值的最大值就是两向量之间的距离。

给定阈值 r , 通常 r 在 $0.2 \sim 0.3$ 之间, 对每个向量 \mathbf{X}_i 统计 $d_{ij} \leq r \times f_{SD}$ (f_{SD} 为序列标准值) 的数目, 并求出该数目与距离总数 $N-m$ 的比值, 记为 $C_i^m(r)$,

$$C_i^m(r) = \frac{\sum_j^{N-m+1} c_{ij}}{N-m}, \quad c_{ij} = \begin{cases} 0, & d_{ij} > r \times f_{SD} \\ 1, & d_{ij} \leq r \times f_{SD} \end{cases}, \quad (8)$$

将 $C_i^m(r)$ 取对数, 再对所有的 i 求平均值, 记为 $\phi^m(r)$,

$$\phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r), \quad (9)$$

m 增加为 $m+1$ 后重复(8)式和(9)式的计算, 求得 $C_i^{m+1}(r)$ 和 $\phi^{m+1}(r)$ 。由 ϕ^{m+1}, ϕ^m 求得近似熵为

$$E_A = \sum_{N \rightarrow \infty} |\phi^m - \phi^{m+1}|. \quad (10)$$

上述步骤中的参数 N, m, r 分别为时间序列长度、比较窗口的长度、相似容限边界。 m 值越大越易重构出系统的动态发展过程。

每个 fNIRS 通道的信号经过小波分解后, 均可分解为 13 级小波系数, 取其中第 1 区间为 $0.05 \sim 0.1$ Hz, 第 2 区间为 $0.1 \sim 0.2$ Hz, 第 3 区间为 $0.2 \sim 0.4$ Hz, 第 4 区间为 $0.4 \sim 0.8$ Hz, 第 5 区间为 $0.05 \sim 0.8$ Hz。每通道信号和各区间分别求取香农熵、对数熵、Sure 熵、范式熵以及阈值熵, 加上时域和频域特征, 每通道的生理特征为 38 个。实验中采集 10 个通道的 fNIRS 数据, 生理特征集合总数为 380 个。

4.2 MWL 评估模型

采用 SVM 建立 MWL 评估模型。SVM 是基于统计学习理论基础发展起来的一种通用学习机器, 关键思想是将一个复杂的分类任务通过核函数映射转化为在高维特征空间中构造线性分类超平面的问题。SVM 是一种监督学习方法, 即已知训练点的类别, 求训练点和类别之间的对应关系, 以便将训练集按照类别分开, 或者是预测新的测试点所对应的类别, 可以解决模式分类与非线性映射问题。从线性可分模式分类角度看, SVM 的主要思想是建立一个最优决策超平面, 使得该平面两侧距平面最近的两类样本之间的距离最大化, 从而对分类问题提供良好的泛化能力^[35]。

采用基于高斯核函数的 SVM 分类器和交叉验证参数寻优算法, 构造 MWL 评估模型。MWL 评估模型输入为参试者的生理特征, 输出为参试者的任务负荷。训练样本采用中性情绪刺激下的实验数据, 输出类别分为 1-back、2-back 和 3-back 诱发的三级脑力负荷水平, 测试样本为积极和负性情绪刺激下的数据, 输出类别为三级脑力负荷。

4.3 MWL 评估模型结果

为消除训练中出现的随机效应, 每位参试者的数据经过 10 次计算以得到 MWL 评估的稳定结果, MWL 评估模型的训练及测试结果如表 2 所示。表 2 中第 3 列所示为 MWL 评估模型训练数据的评估结果, 属于中性情绪刺激下的数据。第 4 列和第 5 列所示为 MWL 评估模型测试数据的评估结果, 每位参试者的训练

结果和测试结果如图 9 所示。结果表明中性情绪下训练数据的平均分类正确率为 92.49%，负性和积极情绪的测试数据平均分类正确率分别为 79.99%和 75.90%。其中按学历分组，本科学历的训练数据平均分类正确率为 92.58%，负性和积极情绪下的测试数据平均分类正确率分别为 80.32%和 75.65%；研究生学历的训练数据平均分类正确率为 92.32%，负性和积极情绪下的测试数据平均分类正确率分别为 86.49%和 83.76%。

表 2 MWL 评估模型训练和测试结果

Table 2 Training data and test data from MWL evaluation

Participant	Education background	Accuracy of training data	Accuracy of test data	Accuracy of test data
		from neutral stimulus /%	from negative stimulus /%	from positive stimulus /%
A	Undergraduate	98.73	85.07	61.11
B	Undergraduate	91.58	81.26	73.26
C	Undergraduate	89.84	56.34	65.77
D	Undergraduate	97.21	77.93	79.21
E	Master	88.09	76.51	81.22
F	Undergraduate	89.84	86.51	79.68
G	Undergraduate	87.78	80.32	74.76
H	Master	94.61	71.90	78.02
I	Master	90.47	79.84	68.57
J	Undergraduate	92.06	83.17	78.57
K	Undergraduate	93.16	87.46	81.11
L	Undergraduate	91.43	81.11	74.02
M	Undergraduate	87.14	77.12	74.38
N	Undergraduate	99.68	87.25	90.35
O	Master	91.27	86.58	76.57
P	Master	97.20	81.49	78.76
Mean accuracy		92.49	79.99	75.90

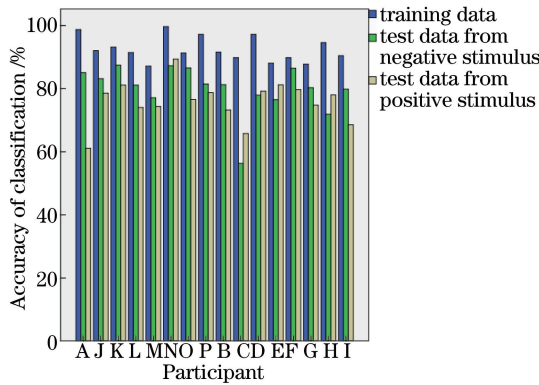


图 9 参试者的 MWL 模型训练和测试结果

Fig. 9 Training and test results of MWL evaluation model from participants

为了验证 MWL 评估的结果，将 MWL 评估模型 SVM 分类器的决策值(DV)转化为评估决策值以评价 MWL 评估模型分类归属情况。SVM 分类器的决策值是分类过程中产生的一种归属特征，用于判断某一份数据归于哪一类，该值表明归属于某一类的程度。因此分析 SVM 决策值转化的 MWL 决策值可以分析分类过程中某一数据点分于某一类的归属程度，从而分析其分类正确率的变化情况。

MWL 评估过程的评估决策值分布结果如图 10 所示。图 10 所示为 4 位参试者中性情绪刺激下任务数据训练所建立的 MWL 评估模型决策值分布(以红点表示)，MWL 决策值呈现出随任务负荷增加而上升的趋势。积极情绪和负性情绪刺激下的任务数据分别经已建立的 MWL 评估模型测试而得出 MWL 评估模型决策值分布情况(以绿点表示负性情绪下的数据结果，蓝点表示积极情绪下的数据结果)。图 10(a)的数据

来源于参试者 G,图 10(b)的数据来源于参试者 N,图 10(c)的数据来源于参试者 K,图 10(d)的数据来源于参试者 A。

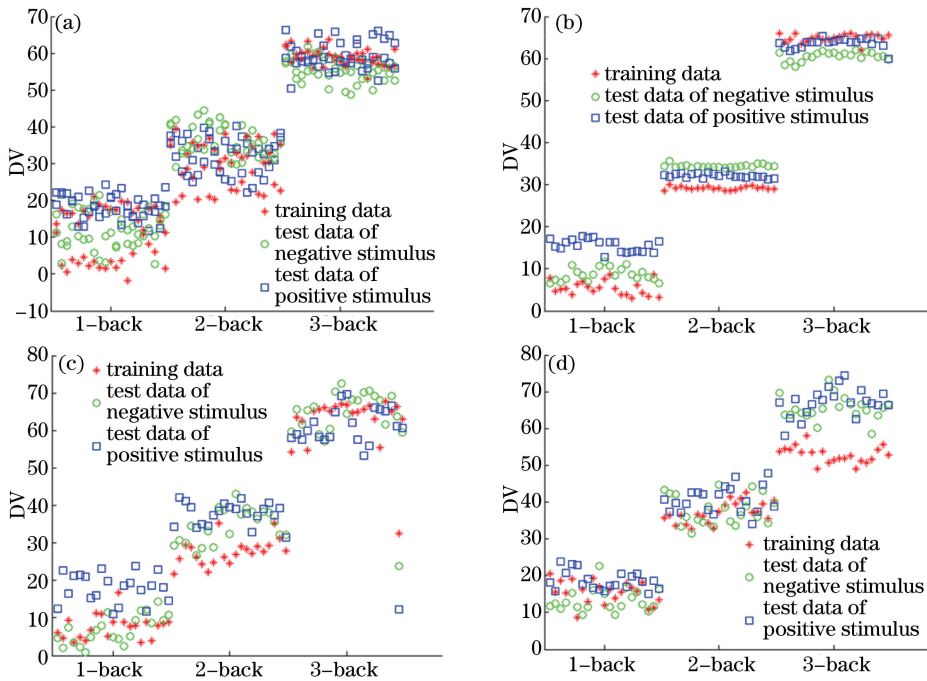


图 10 MWL 评估模型的 DV 分布。(a) 参试者 G; (b) 参试者 N; (c) 参试者 K; (d) 参试者 A

Fig. 10 Distribution of decision values from MWL evaluation models. (a) Participant G; (b) participant N; (c) participant K; (d) participant A

5 讨 论

该研究的主要目的是探究操作者在情绪刺激影响下 MWL 的变化情况,从而为进一步深入研究操作者的 MWL 评估和调节方法提供支持。因此需验证实验假设的有效性,实验假设是任务负荷变化和不同情绪刺激可以影响参试者的 MWL 变化,从而为 OFS 评估模型的建立与验证提供支持。根据实验任务的任务绩效和主观状态评分,证明参试者的 MWL 水平在任务负荷和情绪刺激两种外部因素影响下出现了显著变化。任务负荷影响下,参试者的正确率随任务负荷上升而下降,反应时随任务负荷上升而增加,如图 5(a)和图 7(a)所示。主观功能状态评分随任务负荷增加而下降,如图 8(a)所示,其变化趋势与 Ayaz 等^[13-14,36]研究结果相符合。从情绪刺激角度分析,不同情绪刺激下参试者的正确率、反应时和主观情绪状态评分均出现显著性差异,与 Ozawa 等^[25]的研究结果相符合,证明了不同情绪刺激下参试者 MWL 发生了变化,如图 6、图 7(c)和图 8(c)所示。上述分析验证了任务负荷和情绪刺激可以影响操作者 MWL,从而证明了实验设计的可行性。

在验证实验设计可行的基础上,将中性情绪刺激下的数据用于训练和测试 MWL 评估模型,从而获得了能够区分三个脑力负荷级别的 MWL 评估模型,实现平均分类正确率 92.49%。已经获得 MWL 评估模型用于测试负性情绪和积极情绪刺激下的数据,其分类效果如表 2 所示。尽管表 2 中负性情绪测试数据的平均分类正确率高于积极情绪刺激下的测试数据,但是仍有部分参试者积极情绪刺激下的测试数据的平均分类正确率高于负性情绪刺激下的测试数据(如参试者 K),积极情绪和负性情绪刺激下平均分类正确率分别为 90.35%和 87.25%。

为了解释 MWL 评估模型在积极情绪和负性情绪刺激下的分类正确率差异,需要考虑两个方面。一方面,参试者在图片 n -back 中可能更倾向于观察积极情绪图片而愉悦自己,因此在任务中投入更高的关注程度,使自己的水平上升,这与主观评分升高、反应时增加相对应。参试者对于负性图片则产生厌恶、反感情绪,因而更愿意快速响应负性情绪刺激,提升了自身 MWL 水平,与任务绩效中的反应时下降、正确率升高相对应。积极和负性情绪刺激下参试者 MWL 水平通常会高于中性情绪下的 MWL 水平,如图 10 所示。积极

情绪和负性情绪的分类结果中 MWL 评估决策值高于中性情绪刺激下的 MWL 评估决策值,但不排除个体差异性,如图 10(b)中参试者 K 的 3-back 分类结果,积极情绪下 MWL 评估决策值低于中性情绪。另一方面,情绪刺激对于操作者是外部因素,能够影响到操作者的内部情绪状态,而 fNIRS 技术也可用于检测操作者的情绪状态变化,所用的生理指标也可以反映情绪状态变化^[24-25]。中性情绪、负性情绪和积极情绪三种状态变化是操作者自身内部状态变化,反映在 fNIRS 生理特征的变化中,从而干扰了由中性情绪数据建立的 MWL 评估模型的评估效果。

上述结果可以证明情绪状态能够有效影响参试者的 MWL 评估。图 10 结果验证了本文的假设。尽管情绪状态的影响程度不如任务负荷的作用显著,但是情绪状态也会在某个任务负荷阶段对参试者产生较大影响,如图 10(a)中 1-back 和 2-back 分类结果所示,参试者 G 在积极情绪刺激下 1-back 数据的 MWL 决策值分布范围与中性情绪下 2-back 数据的 MWL 分类器决策值接近,从而可认为参试者 G 在 1-back 下的积极情绪状态使他的 MWL 发生改变,向着升高的方向发展。尽管情绪状态能够影响到操作者的 MWL 状态,但是任务负荷高到一定程度时,情绪状态影响相对不明显,如图 7(c)中 3-back 正确率绩效所示,三种情绪刺激下的任务正确率接近。此外,不同的情绪状态对操作者 MWL 的影响会有所不同,可能会导致某些危险情绪状态或者工作能力下降^[37],这需要进一步采用复杂任务进行研究。因此情绪状态对于 MWL 评估的影响仍需要进一步探讨。

fNIRS 技术作为采用的主要生理特征测量手段,从每个通道 fNIRS 信号中提取了 38 个生理特征用以反映 MWL 变化,需要进一步讨论 fNIRS 在 MWL 评估中起到的作用。潘津津等^[13-15]的研究结果表明,随着任务负荷增加,fNIRS 信号的均值会随之上升,这是开展基于 fNIRS 的 MWL 评估的基础。尽管任务负荷超过参试者的能力范围时会出现过度 MWL 从而导致 MWL 崩溃,但是实验中参试者经过充分训练,任务难度在参试者的能力范围之内,没有出现 MWL 崩溃。fNIRS 信号提取了时域、频域和非线性域的 38 个生理特征,不同的特征在 MWL 评估中的作用有所差别。时域的特征变化较为明显,呈现出随任务难度增加而上升的趋势,而频域和非线性域的特征变化与任务难度之间的关系较为复杂,分析难度较大,需要在下一步研究中单独予以分析。

在表 2 的 MWL 模型分类结果中,研究生组负性情绪和积极情绪测试数据的平均分类正确率均高于本科生,平均分类正确率差异分别为 7.67% 和 6.17%。由于研究生数据量较少,不足以通过方差分析得出显著性差异,但是该现象值得关注。原因可能是研究生对于任务的脑力资源投入专注度高于本科生,而且对 n -back 任务更熟悉。

6 结 论

研究的主要目的是利用 fNIRS 测量人体前额的血氧变化数据从而实现对多种外部因素刺激下操作者的 MWL 评估。通过实验任务绩效、主观状态评分和 MWL 评估模型输出结果验证了研究目的,为下一步开展复杂情况下以 MWL 评估为基础的 OFS 评估提供依据。实验结果也验证了情绪刺激会影响操作者 MWL 的假设,需将情绪刺激作为 OFS 评估研究中的重要内容,以贴合实际任务环境。建立的 MWL 评估模型较为初始,仍需要进一步优化,建立输入为生理特征、输出为 MWL 指数的较为完善的评估模型。

研究中发现 fNIRS 提供的生理特征对于 MWL 评估具有较为理想的分类结果,但是对于 fNIRS 中提取的生理特征的分析不足,需要在下一步的工作中,讨论生理特征与 MWL 变化之间的关系,筛选出有效的生理指标,从而为以 MWL 为基础的 OFS 评估模型建立提供生理方面的依据。

参 考 文 献

- 1 Hoc J M. From human-machine interaction to human-machine cooperation[J]. Ergonomics, 2000, 43(7): 833-843.
- 2 Zhang J H, Peng X D, Hua L, *et al.*. Classifying human operator functional state based on electrophysiological and performance measures and fuzzy clustering method[J]. Cognitive Neurodynamics, 2013, 7(6): 477-494.
- 3 Parasuraman R, Cosenzo K A, Visser E D. Adaptive automation for human supervision of multiple uninhabited vehicles: Effects on change detection, situation awareness and mental workload[J]. Journal of Environmental Science & Health

- Part A, 2010, 38(2): 289-299.
- 4 Wilson G F, Russell C A, Davis I. The importance of determining individual operator capabilities when applying adaptive aiding[C]. Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting, 2006: 141-145.
 - 5 Borghini G, Astolfi L, Vecchiato G, *et al.*. Measuring neurophysiological signals in aircraft pilots and car drivers for the assessment of mental workload, fatigue and drowsiness [J]. Neuroscience & Biobehavioral Reviews, 2014, 44: 58-75.
 - 6 Qin G, Yang W, Fei S, *et al.*. Mental workload measurement for emergency operating procedures in digital nuclear power plants [J]. Ergonomics, 2013, 56(7): 1070-1085.
 - 7 Wang Raofen. Fuzzy modeling method's research of operator functional state[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2012: 3-5.
王饶芬. 过程控制操作员生理信号分析及功能状态建模[D]. 上海: 华东理工大学, 2012: 3-5.
 - 8 Yang S, Zhang J. An adaptive human-machine control system based on multiple fuzzy predictive models of operator functional state[J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2013, 8(3): 302-310.
 - 9 Fallahi M, Motamedzade M, Heidarimoghadam R, *et al.*. Effects of mental workload on physiological and subjective responses during traffic density monitoring: A field study[J]. Applied Ergonomics, 2016, 52: 95-103.
 - 10 Kopf J, Dresler T, Reicherts P, *et al.*. Effect of emotional content on brain activation and the late positive potential in a word *n*-back task[J]. PLoS ONE, 2013, 8(9): e75598.
 - 11 Townsend J D, Sugar C A, Walshaw P D, *et al.*. Front striatal neuroimaging findings differ in patients with bipolar disorder who have or do not have ADHD comorbidity[J]. Journal of Affective Disorders, 2013, 147(1-3): 389-396.
 - 12 Yang Shaozeng. Prediction and regulation of operator functional state based on multiple physiological data and fuzzy modeling methods[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2014: 7-16.
杨少增. 基于多源生理数据与模糊建模方法的操作员功能状态预测与调节[D]. 上海: 华东理工大学, 2014: 7-16.
 - 13 Ayaz H, Shewokis P A, Bunce S, *et al.*. Optical brain monitoring for operator training and mental workload assessment [J]. NeuroImage, 2012, 59(1): 36-47.
 - 14 Pan Jinjin, Jiao Xuejun, Jiang Jin, *et al.*. Mental workload assessment based on functional near-infrared spectroscopy[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(11): 1130002.
潘津津, 焦学军, 姜 劲, 等. 利用功能性近红外光谱成像方法评估脑力负荷[J]. 光学学报, 2014, 34(11): 1130002.
 - 15 Pan Jinjin, Jiao Xuejun, Jiao Dian, *et al.*. Study on variation in cortex oxygen with task features using functional near-infrared spectroscopy[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(8): 0817001.
潘津津, 焦学军, 焦 典, 等. 利用功能性近红外光谱法研究大脑皮层血氧情况随任务特征变化规律[J]. 光学学报, 2015, 35(8): 0817001.
 - 16 Izzetoglu K, Ayaz H, Hing J T, *et al.*. UAV operators workload assessment by optical brain imaging technology (fNIR) [M]. //Handbook of unmanned aerial vehicles. New York: Springer, 2015: 2475-2500
 - 17 Zhang Yong, Chen Bin, Li Dong. A three-dimensional geometric Monte Carlo method for simulation of light propagation in biological tissues[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(1): 0104003.
张 永, 陈 斌, 李 东. 一种模拟生物组织内光传播的三维几何蒙特卡洛方法[J]. 中国激光, 2015, 42(1): 0104003.
 - 18 Xiong Yang, Si Minzhen, Gao Fei, *et al.*. Study on cervical cancer oxyhemoglobin using near-infrared surface-enhanced Raman spectroscopy[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(1): 0115001.
熊 洋, 司民真, 高 飞, 等. 基于 NIR-SERS 光谱技术分析宫颈癌氧合血红蛋白[J]. 中国激光, 2015, 42(1): 0115001.
 - 19 Chiarelli A M, Maclin E L, Fabiani M, *et al.*. A kurtosis-based wavelet algorithm for motion artifact correction of fNIRS data[J]. NeuroImage, 2015, 112: 128-137.
 - 20 Wu Chunyang, Lu Qipeng, Ding Haiquan, *et al.*. Near-infrared non-invasive blood glucose measurement using human tissue fluid[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(11): 1117001.
吴春阳, 卢启鹏, 丁海泉, 等. 利用人体组织液进行近红外无创血糖测量[J]. 光学学报, 2013, 33(11): 1117001.
 - 21 Zhou Zhenyu, Yang Hongyu, Gong Hui, *et al.*. Brain signal analysis of functional near-infrared imaging based on Hilbert-Huang transform[J]. Acta Optica Sinica, 2007, 27(2): 307-312.
周振宇, 杨宏宇, 龚 辉, 等. 基于希尔伯特-黄变换的近红外脑功能成像信号分析[J]. 光学学报, 2007, 27(2): 307-312.
 - 22 Piper S K, Krueger A, Koch S P, *et al.*. A wearable multi-channel fNIRS system for brain imaging in freely moving subjects [J]. NeuroImage, 2014, 85(2): 64-67.
 - 23 Hall M, Chaudhary U, Rey G, *et al.*. Fronto-temporal mapping and connectivity using NIRS for language-related

- paradigms[J]. *Journal of Neurolinguistics*, 2013, 26(1): 178-194.
- 24 Doi H, Nishitani S, Shinohara K. NIRS as a tool for assaying emotional function in the prefrontal cortex[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2013, 7(1): 56-67.
- 25 Ozawa S, Matsuda G, Hiraki K. Negative emotion modulates prefrontal cortex activity during a working memory task: A NIRS study[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2014, 8(2): 46.
- 26 Fishburn F A, Norr M E, Medvedev A V, *et al.*. Sensitivity of fNIRS to cognitive state and load[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2014, 8(2): 76.
- 27 Lobacheva E M, Galatenko Y N, Gabidullina R F, *et al.*. Automated real-time classification of functional states based on physiological parameters[J]. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2013, 86: 373-378.
- 28 Wilson G F, Russell C A. Real-time assessment of mental workload using psychophysiological measures and artificial neural networks[J]. *Journal of the Human Factors & Ergonomics Society*, 2003, 45(4): 635-643.
- 29 Zhong Y, Zhang J. Operator functional state classification using least-square support vector machine based on recursive feature elimination technique[J]. *Computer Methods & Programs in Biomedicine*, 2014, 113(1): 101-115.
- 30 Ting C H, Mahfouf M, Nassef A, *et al.*. Real-time adaptive automation system based on identification of operator functional state in simulated process control operations[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part A*, 2010, 40(2): 251-262.
- 31 Kirilina E, Jelzow A, Heine A, *et al.*. The physiological origin of task-evoked systemic artefacts in functional near infrared spectroscopy[J]. *NeuroImage*, 2012, 61(1): 70-81.
- 32 Xu C, Bray S, Reiss A L. Functional near infrared spectroscopy (NIRS) signal improvement based on negative correlation between oxygenated and deoxygenated hemoglobin dynamics[J]. *NeuroImage*, 2010, 49(4): 3039-3046.
- 33 Haeussinger F B, Sler T, Heinzl S, *et al.*. Reconstructing functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) signals impaired by extra-cranial confounds: An easy-to-use filter method[J]. *NeuroImage*, 2014, 95(8): 69-79.
- 34 Peng Mingjin, Li Zhi. Analysis and feature extraction of laser micro-Doppler signatures based on Hilbert-Huang transforms [J]. *Chinese J Lasers*, 2013, 40(8): 0809004.
彭明金, 李 智. 基于希尔伯特-黄变换的激光微多普勒信号分析与特征提取[J]. *中国激光*, 2013, 40(8): 0809004.
- 35 Xu Lu. A study on feature selection algorithm based on SVM-RFE and particle swarm optimization [D]. Changsha: Hunan Normal University, 2014: 63-75.
许 露. 基于 SVM-RFE 和粒子群算法的特征选择算法研究[D]. 长沙: 湖南师范大学, 2014: 63-75.
- 36 Durantin G, Gagnon J F, Tremblay S, *et al.*. Using near infrared spectroscopy and heart rate variability to detect mental overload[J]. *Behavioural Brain Research*, 2014, 259(2): 16-23.
- 37 Hu T Y, Xie X, Li J. Negative or positive? The effect of emotion and mood on risky driving[J]. *Transportation Research Part F*, 2013, 16: 29-40.