

基于功能近红外光谱的多生理脑力疲劳检测*

张朕, 姜劲, 傅嘉豪, 曹勇, 焦学军

(中国航天员科研训练中心 北京 100092)

摘要: 脑力疲劳会引起人机系统绩效下降甚至引起安全事故, 因此实时检测疲劳状态具有重要意义。虽然关于脑力疲劳检测的研究较多, 但仍未有统一生理标准。由于疲劳的复杂性, 多生理检测法已经成为一种趋势, 但是会增大设备复杂度。功能近红外光谱能够通过测量人大脑皮层的血氧活动而间接反映脑认知功能, 近红外信号中的心动和呼吸信号属于生理活动的敏感信息, 但是常被作为干扰去除, 因此造成了信息丢失。为增强近红外的生理信息含量并建立多生理疲劳检测模型, 从近红外信号中提取出心动和呼吸作为新的敏感特征, 并结合均值斜率等常规特征构建基于支持向量机的脑力疲劳检测模型。研究采用 60 min 2-back 任务诱导疲劳状态, 利用近红外测量了 15 名被试包括前额(PFC)共计 10 个通道的脑皮层近红外信号。研究结果证实了提取出的心动和呼吸特征对疲劳敏感, 且增大了疲劳识别的准确性(84% → 90%)。因此, 所建立的模型能够有效地检测脑力疲劳并且降低了多生理脑力疲劳检测设备的复杂度。

关键词: 近红外光谱; 脑力疲劳; 呼吸; 心动; 支持向量机

中图分类号: R318 TH773 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 310.61

Multi-physiological mental-fatigue detection based on the functional near infrared spectroscopy

Zhang Zhen, Jiang Jin, Fu Jiahao, Cao Yong, Jiao Xuejun

(China Astronaut Research and Training Center, Beijing 100092, China)

Abstract: Mental fatigue can reduce work performance and cause safety accidents in human-machine systems. Therefore, it is important to detect fatigue in real time. A great deal of work has focused on this problem, but there are still no standards for the physiological index. Multi-physiological measurement becomes a trend, at the same time, the increasing complexity of instruments for multi-physiological measurement brings challenges due to the complicity of mental fatigue. Functional Near-Infrared Spectroscopy (fNIRS) can measure cerebral hemoglobin and reflect cognitive function indirectly. However, cardiac and respiratory signals in the fNIRS signal are sensitive to physiological activity, which have always been removed as interference in previous studies. To increase the information capacity and establish a multi-physiological fatigue detection model using fNIRS, this paper extracts the cardiac and respiratory features from the fNIRS signal as new sensitive feature. A fatigue detection model is proposed based on the support vector machine (SVM) by combining cardiac and respiratory features with common features, such as the mean value and slope. We use a verbal 2-back task for a total of 60 minutes to induce mental fatigue. The fNIRS signals from 10 channels in the prefrontal cortex (PFC) are measured from 15 healthy subjects. The results show that the new cardiac and respiratory features are significantly sensitive to the fatigue state and increase the classification accuracy compared with a common fatigue model based on fNIRS (84% → 90%). Our findings can detect mental fatigue effectively and reduce the complexity of equipment significantly for multi-physiological fatigue detection.

Keywords: functional near-infrared spectroscopy; mental fatigue; respiration; cardiac signal; support vector machine (SVM)

1 引言

脑力疲劳是指在长时间脑力劳动或者睡眠不足情况下的不舒适状态^[1],短期疲劳会使人在注意力集中和决策计划方面出现困难^[2],降低操作者的生理唤醒程度、感知运动功能以及信息处理能力,从而影响到操作者处理异常或紧急情形的能力,增大作业危险性,而长期的疲劳还会引起相关疾病,如慢性疲劳综合症等(chronic fatigue syndrome, CFS)^[3]。因此及时检测出操作者疲劳状态具有重要意义。

对疲劳的监测方法主要分为主观量表法,行为学测量方法,生化测量与生理测量4种。生理测量虽然受限于当前测量技术可能会引起人的不舒适性,但其真实性与客观的优点是其他方法不能比拟的,因此是最具有潜力的方法^[4-5]。目前相关研究提取的生理信号有心电、眼电、心率、眨眼规律、瞳孔直径、体温变化、脑电图和脑血氧饱和度等^[6]。其中脑电(electroencephalogram, EEG)和心电(electrocardiogram, ECG)信号^[7-9]对脑力负荷和疲劳最为敏感,相关研究也相对较多。脑电敏感指标有 α 和 β 频段能量^[10],心电敏感指标有心率(heart rate, HR)和心率变异(heart rate variability, HRV),研究发现人在疲劳状态下心率显著降低^[8],HRV功率谱密度低频带(low frequency, LF)(0.04~0.15 Hz)升高,高频带(high frequency, HF)(0.15~0.4 Hz)降低^[12]。脑电具有时间分辨率高、信息量大的优势,但是具有较强的功能特异性,如Tanaka M等人^[13]发现不同的脑力疲劳诱发方式引起了自发脑电的不同变化,而实际任务中常常包含了多种子任务,因此EEG不易建立通用的疲劳模型。

与EEG相比,功能近红外光谱(functional near-infrared spectroscopy, fNIRS)具有较高的空间分辨率且抗运动、生理和电磁干扰能力更强^[14-15],与ECG相比,近红外能够体现高级认知活动,因此将近红外光谱应用于疲劳检测具有一定优势。除此之外,近红外还能够测量肌氧含量达到测量体疲劳的目的,实现体脑疲劳一体化检测^[16-17]。因此近红外疲劳监测具有广阔前景。目前将近红外用于疲劳检测相关文章较少,相关研究发现在疲劳状态下前额含氧血红蛋白活跃度增高而脱氧血红蛋白活跃度^[18-19]和血氧饱和度下降^[20],且发现了疲劳状态下前额左右两侧含氧血红蛋白活跃度的不对称性^[21-22]。

以往近红外测量脑力疲劳时,需要滤除近红外信号中的心动(1~1.5 Hz)和呼吸信号(0.2~0.5 Hz)最终得到脑血氧响应信号^[23],而心动和呼吸干扰来源于心跳和呼吸引起的脑部血流变化,前文提到ECG信息对疲劳敏感,能够表征交感神经的活动,而呼吸信息也是疲劳的敏

感信息,研究发现在疲劳状态下呼吸频率降低且变得平稳^[24],同时,呼吸特征也被用作疲劳识别^[22],因此提取出心动与呼吸成分能够增大近红外信息容量,增大模型正确率,且不需要单独的心电与呼吸检测设备,降低了设备复杂度与成本。已有研究从近红外信号中提取出了心动特征^[26-28],但还未加以利用,且算法过于复杂,实时性较差。因此,本文提取出近红外信号中的呼吸和心动频段特征,结合近红外研究中常用的均值和斜率特征,增大了疲劳状态的识别正确率。

本文采用经典工作记忆任务:字符2-back范式成功诱导受试者脑力疲劳状态^[29],利用支持向量机(support vector machine, SVM)建立了疲劳识别模型,其中首次增加了近红外信号中的心动和呼吸信息,增加了识别正确率,对减少疲劳检测设备复杂度和增大近红外信息含量具有重要意义。

2 实验设计

2.1 受试者

研究共招募了15名受试者,均为中国航天员训练研究中心研究生和中国农业大学学生,均为男性,平均年龄28,标准差4.7,无精神疾病。

2.2 实验范式

疲劳诱导任务采用字符2-back工作记忆任务,2-back任务是实验室研究中常用的疲劳诱发范式,具有稳定和诱发效率高的优点。该范式要求受试者将当前字符与前第2个出现的字符进行比较,若相同,按左方向键反之按右键。实验之前,训练被试至熟悉任务要求,实验过程中受试者保持正直静止状态,避免运动伪迹和非任务诱发干扰。整个实验过程包括3阶段,第1、3阶段分别20 min,作为疲劳前后任务态,第2阶段任务时长60 min,为疲劳诱发环节。任务开始前后闭眼静息,各阶段任务前后填写疲劳量表,共4次。疲劳量表包括思维清晰程度、精力集中程度、困倦程度、疲劳综合评估、情绪状态、动机水平6个项目,项目提取自日本产业协会疲劳研究会的《疲劳自觉症状调查表》,量表为10分制^[30]。2-back任务示意图和总实验流程如图1所示。

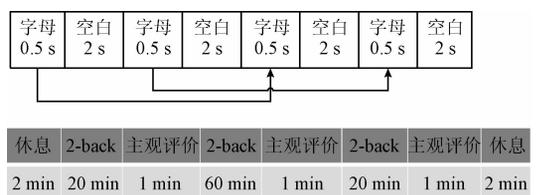


图1 字符2-back任务示意图

Fig. 1 The scheme of the verbal 2-back task

2.3 数据采集

实验数据采集采用 fNIRS 设备,型号为荷兰 Artinis Oxymon 功能性近红外光谱仪。共计 10 个通道,测量前额区域(prefrontal cortex, PFC),包含 4 光源(Tx),4 探测器(Rx),采样率设定为 25Hz,10 通道设置如图 2 所示,接收端与发射端间距约 3 cm,测量区域为前额区。

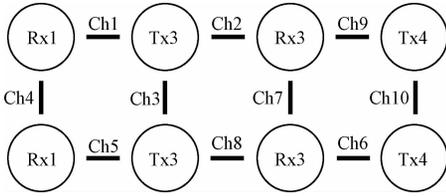


图 2 fNIRS 前额区域光学通道设置

Fig. 2 Channel locations of fNIRS in PFC

3 数据处理

近红外信号中的噪声主要包括生理干扰,运动伪迹和 高频噪声。生理干扰包括心动信号(1~1.5 Hz),呼吸信号(0.2~0.5 Hz)和 Mayer 波(0.1 Hz)。多种方法被应用于生理干扰的去除,尽管生理干扰和近红外血氧响应成分存在频带重叠,但由于带通滤波简单和快捷的优势,在研究中应用最为广泛,因此本研究中采用了带通滤波(0.05~0.5 Hz)^[23]去除生理干扰,同时去除了高频噪声成分。

运动伪迹的去除采用了 CBSI(correlation based signal improvement)算法^[31],相比于自适应滤波和小波等算法,CBSI 更加简单快捷,同时去噪效果较好,CBSI 算法的原理是根据运动干扰对 HBO 与 HB 的相关性影响。

$$\begin{cases} HBO = HBO_0 + \alpha \times F + N \\ HB = HB_0 + F + N \end{cases} \quad (1)$$

式中:HBO₀和 HB₀是检测到信号中真实的含氧血红蛋白和脱氧血红蛋白成分,F是运动伪迹,对这两种成分都有确定的影响,但是有一个权重α的差别,N是指残留的高频噪声,这部分噪声很容易由低通滤波器去除。为了计算 HBO₀和 HB₀,需要建立两个假设:HBO₀和 HB₀的相关系数接近-1,而且运动伪迹 F 与真实信号 HBO₀和 HB₀的相关系数接近 0,这样就可以通过以下公式来得出 HBO₀和 HB₀的值。

$$\begin{cases} HBO_0 = (HBO - a \times HB)/2 \\ HB_0 = \frac{1}{\alpha} \times HBO_0 \end{cases} \quad (2)$$

式中:

$$\alpha = \text{std}(HBO)/\text{std}(HB) \quad (3)$$

最终得到相应的功能响应信号。

4 特征提取

首先提取了近红外常用特征,包括 ΔHBO、ΔHB 和 ΔtHB 幅值变化的平均值(分别记作 M1, M2, M3)和 ΔHBO 变化的线性拟合斜率(Slope)。除此之外,提取了近红外包含的呼吸和心动特征。

呼吸特征提取了 0.2~0.5 Hz 范围内功率值。为排除血氧响应,心动信号和 高频噪声的干扰,首先采用小波滤波法提取 0.2~0.5 Hz 频段的近红外信号,再计算出该频段信号内能量值。图 3 所示为小波滤波后功率谱变化。图 3(a)所示为近红外原始数据的功率谱图,其中能够清晰看到呼吸信号和心动信号成分,图 3(b)所示为滤波后近红外信号功率谱,之后继续提取 0.2~0.5 Hz 能量值作为呼吸特征。

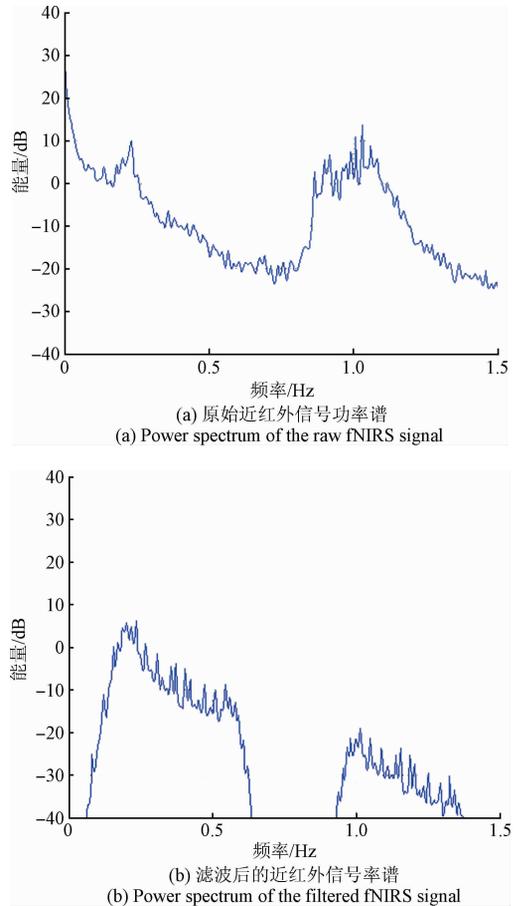


图 3 呼吸特征提取

Fig. 3 Respiratory feature extraction

心动频率频带范围与血氧响应信号无重叠,且心动信号强度相对较大,如图 4 中波动所示,因此可不需要单独滤除心动频带。采用截止频率为 2.5 Hz 低通滤波器去除高频噪声,之后进行 3 次样条插值使波形平滑降低

寻找极值点误差,最终根据心动信号极值点间隔推算出心动周期,如图4所示,图4(a)所示为原始近红外信号,图4(b)所示为低通滤波结果,图4(c)所示为插值后信号,图4(d)所示为心动极值点定位结果。

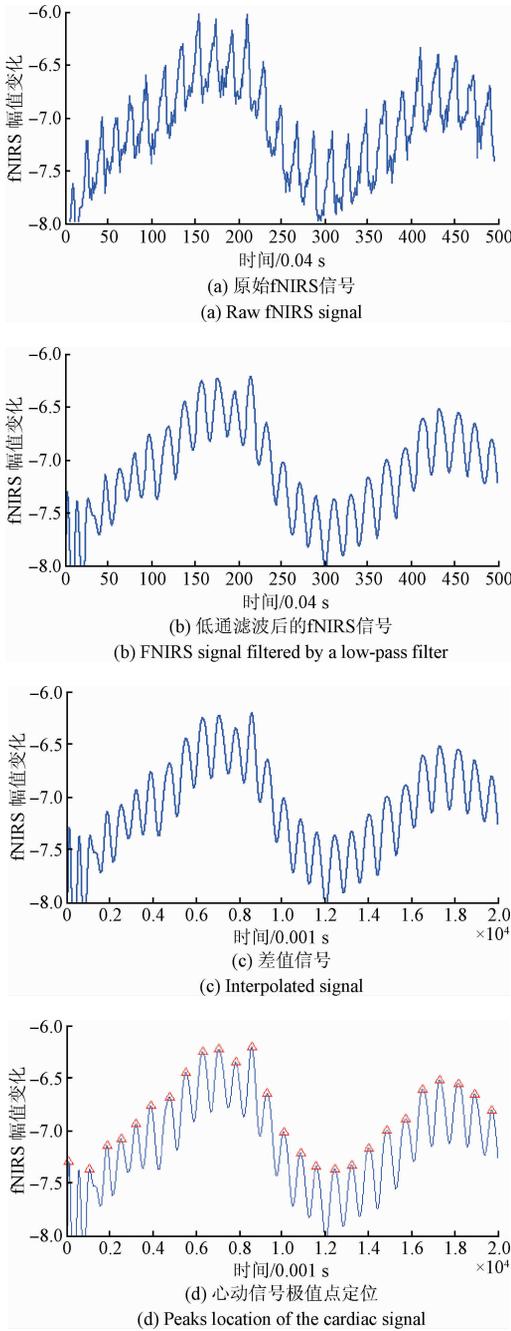


图4 心动信号提取
Fig.4 HR feature extraction

5 结果

5.1 主观评价结果

主观疲劳程度为疲劳量表各项平均分,每个任务阶

段疲劳程度采用该阶段任务开始与结束主观评分值平均来估计。疲劳任务前主观评价分值 ($M = 1.97, SD = 0.92$), 疲劳任务后主观评价分值 ($M = 6.56, SD = 1.15$), 经过重复测量方差分析 (analysis of variance, ANOVA) 检验,发现疲劳任务前后主观疲劳感之间存在显著差异 ($F = 145.84, p < 0.001$) 具体的变化如图5所示。

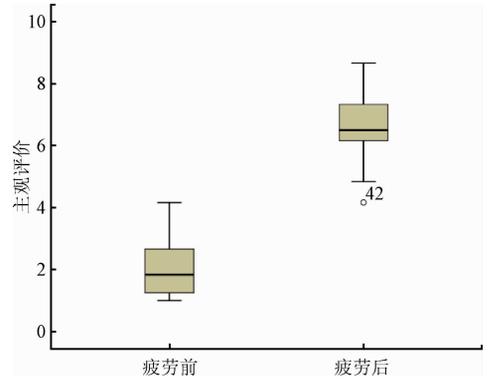
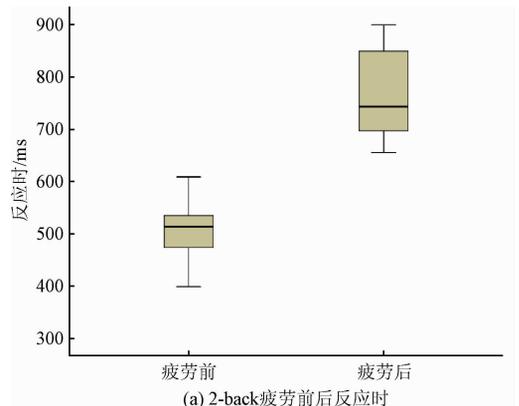


图5 疲劳任务前后 2-back 主观疲劳评价
Fig.5 Subjective scales for the 2-back before and after fatigue task

因此从主观评价来,疲劳任务成功诱导了受试者脑力疲劳。

5.2 行为学结果

绩效数据选择了 N-back 任务的反应时与正确率两个特征,从反应时来看,疲劳任务前反应时 ($M = 508.51 \text{ ms}, SD = 52.51$), 疲劳任务后反应时 ($M = 764.43 \text{ ms}, SD = 84.34$)。经过重复测量方差分析 ANOVA 发现,疲劳任务前与疲劳任务后的反应时之间存在显著差异 ($F = 86.05, p < 0.001$)。从正确率来看,疲劳任务前正确率 ($M = 0.77, SD = 0.05$), 疲劳任务后正确率 ($M = 0.56, SD = 0.09$)。经过重复测量方差分析 ANOVA 发现,疲劳任务前后的正确率之间存在显著差异 ($F = 47.03, p < 0.001$)。反应时和正确率变化如图6所示。



(a) Response time for the 2-back before and after fatigue task

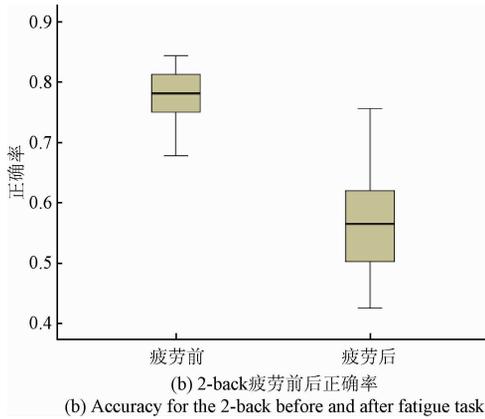


图6 疲劳任务前后 2-back 绩效

Fig. 6 Performance for the 2-back before and after fatigue task

5.3 近红外信号特征与分类结果

对 10 个通道信号特征进行平均,进行多重测量方差分析(ANOVA-Test),统计结果分析结果如表 1 所示,其中箭头表示上升或者下降趋势。

表 1 通道平均特征显著性 (* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$)

Table 1 Significance of features from the average channel (* means $p < 0.05$, while ** indicates $p < 0.01$)

| | <i>F</i> | Sig. | | <i>F</i> | Sig. |
|------|----------|-----------|--------|----------|-----------|
| M1 ↑ | 104.29 | <0.001 ** | Slope | 2.04 | 0.153 |
| M2 ↓ | 6.44 | 0.011 * | M_HR ↓ | 16.39 | <0.001 ** |
| M3 ↑ | 10.24 | <0.001 ** | T_RP ↓ | 5.09 | 0.02 * |

除斜率特征外,其余特征对疲劳均敏感($P < 0.05$),因此选取 ΔHBO 、 ΔHB 和 ΔtHB 均值特征(M1, M2, M3),平均心动(M_HR)特征和呼吸功率谱特征作为疲劳敏感特征。为探究呼吸和心动特征对疲劳模型的影响,共划分了六种特征组合方式:选取近红外信号中血氧响应特征 M1、M2、M3 作为分类器模型输入共计 3×10 通道 = 30 个特征建立疲劳模型 A,利用 M_HR 共计 1×10 通道 = 10 特征建立模型 B,利用 T_RP 共计 1×10 通道 = 10 特征建立模型 C,利用 M1、M2、M3 和 M_HR 共计 4×10 通道 = 40 特征建立模型 D,利用 M1、M2、M3 和 TB 共计 4×10 通道 = 40 特征建立模型 E,利用 M1、M2、M3、T_RP 和 M_HR 共计 5×10 通道 = 50 特征建立模型 F,如表 2 所示。

表 2 特征组合方式

Table 2 Different combinations of features

| | 特征 | | 特征 |
|---|----------|---|------------------|
| A | M1 M2 M3 | D | M1 M2 M3 M_HR |
| B | M_HR | E | M1 M2 M3 TB |
| C | TB | F | M1 M2 M3 M_HR TB |

SVM 分类器采用线性核,分类正确率由十折交叉验证得到,表 3 所示为所有被试在不同特征组合下的分类正确率。

表 3 不同特征组合分类正确率

Table 3 Classification accuracies for combined features

| 序号 | A | B | C | D | E | F |
|----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 01 | 87.57 | 74.35 | 57.69 | 88.58 | 89.18 | 91.27 |
| 02 | 92.83 | 86.78 | 62.73 | 91.53 | 91.44 | 92.44 |
| 03 | 86.05 | 74.91 | 54.97 | 90.83 | 80.52 | 89.83 |
| 04 | 65.01 | 87.81 | 67.96 | 69.49 | 64.23 | 87.23 |
| 05 | 65.71 | 83.37 | 76.44 | 70.85 | 64.88 | 87.06 |
| 06 | 85.18 | 71.65 | 81.52 | 88.19 | 90.19 | 92.88 |
| 07 | 89.96 | 81.66 | 71.03 | 95.88 | 90.01 | 82.71 |
| 08 | 86.91 | 72.24 | 73.05 | 94.92 | 95.22 | 93.22 |
| 09 | 95.91 | 75.81 | 72.75 | 96.61 | 100 | 98.37 |
| 10 | 87.19 | 81.88 | 61.18 | 88.76 | 89.93 | 96.03 |
| 11 | 86.35 | 67.15 | 72.75 | 92.27 | 99.96 | 97.96 |
| 12 | 84.44 | 82.46 | 57.79 | 89.75 | 91.83 | 89.83 |
| 13 | 85.57 | 95.86 | 61.18 | 94.8 | 76.57 | 96.27 |
| 14 | 77.41 | 88.22 | 60.49 | 84.9 | 72.68 | 85.51 |
| 15 | 84.57 | 73.13 | 67.96 | 94.49 | 83.18 | 96.18 |
| 均值 | 84.04 | 79.81 | 66.63 | 88.79 | 85.32 | 91.78 |

A、B、C、D、E、F 代表不同特征组合,同表 2。从单特征平均分类正确率看,血氧变化的均值特征平均分类正确率最高,呼吸特征平均分类正确率最低。与单独血氧变化特征相比,增加了心动或呼吸特征后分类正确率都有所提高,增加两种新特征后获得最高的正确率,验证了提取的心动和呼吸特征对于疲劳检测模型的可用性。

6 讨 论

从绩效来看,随着疲劳的积累,正确率和反应时皆出现了显著性的下降,即疲劳引起了操作者能力的下降。绩效的下降也可以作为疲劳状态的标志,但在实际环境中,通过绩效来评估操作者的疲劳程度不具有普遍性,绩效可能会受到操作者动机,情绪等多方面因素影响,同时绩效不能对疲劳进行预测,即疲劳状态时,往往操作者功能状态已经下降,没有达到预测的目的。因此绩效在疲劳研究中只是作为一个参考因素。而且由图 4 可以发现,在疲劳状态下受试者反应时和正确率数据的方差增大了,可以体现的是每个人在相同的诱导环境下导致的疲劳程度可能是不一样的,因此在真实脑力疲劳监测中

需要考虑人的特异性,即相同的疲劳感对应于不同的绩效水平下降。

主观量表评价疲劳状态能够体现人的真实主观感受,在人机功能分配系统中已经有所应用,称作 Adaptive Automation^[4],是指操作者根据对自身状态的评估改变人机功能分配方式,但是主观评价使得操作者需要增加决策环节,因此增大了工作负荷,但是主观评价法仍然是重要的评价手段。

本文提取了近红外均值和斜率特征,均值能够反映大脑活跃程度的,相关研究表明在脑疲劳状态下,大脑前额叶(PFC)活跃度会增强^[18-19],与本研究结果相一致,Khan M. J. 等人^[22]认为可能的原因是在疲劳状态下大脑需要提升活跃度来增强对外界环境的监控力。斜率能够反应脑血氧响应的强度,尤其在任务起始的6~7 s,HBO含量会逐渐增大,而Hb含量降低,任务过程中也会出现一定波动。但是本研究中斜率对疲劳敏感程度并不显著,可能的原因是本文采用的疲劳诱导范式2-back是比较稳定的诱发范式,血氧含量保持较稳定,还有可能性是20 s的时间段划分超过了血氧响应时间引起了一定误差。相关文献中使用近红外峰值点个数作为特征,同斜率特征一样都可以反应血氧响应过程,但是峰值点的定位很容易受到残留噪声的影响,因此研究中没有提取峰值点特征。

本文提取的心动信号来源于心跳引起的脑表皮血流的周期性涨落,因而能够反应心跳信息,但又不同于单纯的心电信号,对比各个通道提取的同一时刻心动频率并不完全一致,存在这一定差别,而心跳信号频率应该是一致的。可能原因是同时不同位置的表皮血流有所不同,而且近红外信号也存在一定误差。对每个通道提取的心动信息进行ANOVA分析,结果显示每个通道的心动信号对疲劳的响应都具有显著性,因此文中提取的心动信息能够作为疲劳特征建立疲劳模型。需要指出的是,本文中针对于前额10通道都可见明显的心动成分,因此不需要去除心动不明显的通道。研究提取了心动信息,但在ECG信号对疲劳响应的探究中,心率变异性对疲劳敏感性更强,相关研究也较多,因此下一步将从近红外信号中提取心率变异信号,继续增大模型正确率和信息量。

呼吸干扰也是近红外中较强的成分,在相关研究中也常常作为干扰滤除,但是心动干扰频带与近红外信号频率重叠度较高,简单的带通滤波方法难以将其滤除,而复杂算法会增大算法的时间复杂度,因此文章将呼吸频段(0.2~0.5 Hz)信号能量进行了提取,结果显示提取的呼吸信息对疲劳干扰显著($P < 0.05$),但是不能排除该滤波波段内与血氧响应频带重合的影响,因此可能会带来一定误差。

从单特征正确率看,虽然血氧变化均值特征正确率

的平均值大于心动特征,但是对于个别被试,心动特征准确率高于血氧均值特征的准确率,即生理响应存在个体差异性,而且个人的脑前额血氧响应与心动信号对疲劳敏感度也存在差异,但是在综合了心动特征和脑皮层高级认知活动信号的情况下,能够弥补这种差异性。

7 结 论

本文采用字符2-back工作记忆任务诱导脑力疲劳,探究人体脑疲劳状态下近红外信号的特征变化,建立了疲劳检测模型,并从中提取了心动和呼吸两种新特征,增大了疲劳模型的准确度,最终取得了90%以上的检测精度,证实了近红外对疲劳监测的可行性和呼吸心动新特征的疲劳敏感性,对监控人疲劳状态和降低设备复杂度具有实际意义。

参 考 文 献

- [1] TANAKA M, ISHII A, WATANABE Y. Neural effect of mental fatigue on physical fatigue: A magnetoencephalography study [J]. *Brain Research*, 2014, 1542(1542):49-55.
- [2] SWAEN G M H. Fatigue as a risk factor for being injured in an occupational accident: Results from the maastricht cohort study [J]. *Occupational & Environmental Medicine*, 2003, 60 Suppl 1(3):i88-i92.
- [3] 郝燕. 慢性疲劳综合征及其影响因素与中医体质的相关性及其临床研究[D]. 广州:广州中医药大学, 2013.
HAO Y. The correlation of chronic fatigue syndrome and its impact factors and TCM constitution and clinical research [D]. Guangzhou: Guangzhou University of Traditional Chinese Medicine, 2013.
- [4] KIDWELL B, CALHOUN G L, RUFF H A, et al. Adaptable and adaptive automation for supervisory control of multiple autonomous vehicles[J]. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Meeting*, 2012, 56(1):428-432.
- [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*, 2012, 44(10):58-75.
- [6] 明东,柯余峰,何峰,等. 基于生理信号的脑力负荷检测及自适应自动化系统研究:40年回顾与最新进展[J]. *电子测量与仪器学报*, 2015, 29(1):1-13.
MING D, KE Y F, HE F, et al. Psychophysiological measures based studies on mental workload assessment and adaptive automation: Review of the last 40 years and

- the latest developments. *Journey of Electronic Measurement and instrumentation* 2015, 29(1):1-13.
- [7] 李鹏海,许敏鹏,万柏坤,等. 视觉诱发电位脑-机接口实验范式研究进展[J]. *仪器仪表学报*, 2016, (10): 2340-2351.
- LI P H, XU M P, WAN B K, et al. Review of experimental paradigms in brain-computer interface based on visual evoked potential [J]. *Chinese Journey of Scientific Instrument* 2016, 37 (10):2340-2351.
- [8] 纪俐,王宏,张驰,等. 驾驶员脑电特征与手臂操纵驾驶行为研究[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36 (9): 2050-2056.
- JI L, WANG H, ZHANG CH. et al Research on driver EEG characteristic and arm steering behavior [J]. *Chinese Journey of Scientific Instrument* 2015, 36 (9): 2050-2056.
- [9] 曹鸯婷,陈俊丽. 改进型阈值提取心电信号的 R 峰值[J]. *电子测量技术*, 2015, 38(12):107-110.
- CAO Y T, CHEN J L. Improved threshold extraction of R peak [J], *Electronic Measurement Technology*, 2015, 38(12):107-110.
- [10] TREJO L J, KUBITZ K, ROSIPAL R, et al. EEG-based estimation and classification of mental fatigue [J]. *Psychology*, 2015, 6(6):572-589.
- [11] HARTLEY L R, ARNOLD P K, SMYTHE G, et al. Indicators of fatigue in truck drivers [J]. *Applied Ergonomics*, 1994, 25(3):143-156.
- [12] ZHAO C, ZHAO M, LIU J, et al. Electroencephalogram and electrocardiograph assessment of mental fatigue in a driving simulator [J]. *Accident: Analysis and Prevention*, 2012, 45(1):83-90.
- [13] TANAKA M, SHIGIHARA Y, ISHII A, et al. Effect of mental fatigue on the central nervous system: an electroencephalography study [J]. *Behavioral & Brain Functions*, 2012, 8(1):1-8.
- [14] BOAS D A, ELWELL C E, FERRARI M, et al. Twenty years of functional near-infrared spectroscopy: Introduction for the special issue [J]. *Neuroimage*, 2014, 85(1, 1):1-5.
- [15] FERRARI M, QUARESIMA V. A brief review on the history of human functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) development and fields of application [J]. *Neuroimage*, 2012, 63(2):921-935.
- [16] JÖBSIS F F. Non-invasive, infra-red monitoring of cerebral O₂ sufficiency, bloodvolume, HbO₂-Hb shifts and bloodflow [J]. *Acta Neurologica Scandinavica Supplementum*, 1977, 64(1):452-453.
- [17] 张力新,张春翠,何峰,等. 体脑疲劳交互影响及神经机制研究进展[J]. *生物医学工程学杂志*, 2015(5):1135-1140.
- ZHANG L X, ZHANG CH C, HE F, et al. Research progress on the interaction effects and its neural mechanisms between physical fatigue and mental fatigue[J], *Journey of Biomedical Engineering*, 2015(5):1135-1140.
- [18] GAO Y, PAN B, LI K, et al. Shed a light in fatigue detection with near-infrared spectroscopy during long-lasting driving [C]. *SPIE BIOS*, 2016, doi:10.1117/12.2210846.
- [19] MUTHALIB M, KAN B, NOSAKA K, et al. Effects of transcranial direct current stimulation of the motor cortex on prefrontal cortex activation during a neuromuscular fatigue task: An fNIRS study [J]. *Advances in Experimental Medicine & Biology*, 2013, 789 (789): 73-79.
- [20] 李增勇,代世勋,张小印,等. 驾驶员疲劳态下脑氧饱和度的近红外光谱法检测及其分析[J]. *光谱学与光谱分析*, 2010, 30(1):58-61.
- LI Z Y, DAI SH X, ZHANG X Y, et al. Assessment of Cerebral oxygen saturation using near infrared spectroscopy under driver fatigue state [J]. *Spectroscopy and spectral analysis*, 2010, 30(1):58-61.
- [21] MEHTA R K, PARASURAMAN R. Effects of mental fatigue on the development of physical fatigue: a neuroergonomic approach [J]. *Human Factors the Journal of the Human Factors & Ergonomics Society*, 2014, 56(4):12.
- [22] KHAN M J, HONG K S. Passive BCI based on drowsiness detection: An fNIRS study. [J]. *Biomedical Optics Express*, 2015, 6(10):4063-4078.
- [23] NASEER N, HONG K S. Corrigendum " fNIRS-based brain-computer interfaces: A review" [J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2015, 9(3):172.
- [24] MAO Z, CHU X M, YAN X P, et al. Advances of fatigue detecting technology for drivers [J]. *China Safety Science Journal*, 2005, 15(3): 108-112.
- [25] LEE B G, LEE B L, CHUNG W Y. Mobile healthcare for automatic driving sleep-onset detection using wavelet-based EEG and respiration signals. [J]. *Sensors*, 2014, 14(10):17915-17936.
- [26] PERDUE K L, WESTERLUND A, MCCORMICK S A. Extraction of heart rate from functional near-infrared spectroscopy in infants. [J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2014, 19(6):67010.

- [27] 潘津津, 焦学军, 姜国华, 等. 从功能性近红外光谱法的光学信号中提取心动和呼吸特征[J]. 光学学报, 2015, 35(9):212-218.
PAN J J, JIAO X J, JIANG G H, et al. Extracting cardiac and respiratory features from optical signal of functional near-infrared spectroscopy [J]. Acta Optical Sinica, 2015, 35(9):212-218.
- [28] TRAJKOVIC I, SCHOLKMANN F, WOLF M. Estimating and validating the interbeat intervals of the heart using near-infrared spectroscopy on the human forehead. [J]. Journal of Biomedical Optics, 2011, 16(8):579-595.
- [29] JIAO X, BAI J, CHEN S, et al. Research on mental fatigue based on entropy changes in space environment[C]. IEEE International Conference on Virtual Environments Human-Computer Interfaces and Measurement Systems, 2012:74-77.
- [30] 黄河, 耿东. 日本《自觉症状调查表》(2002版)在中国制造业工人的应用性研究[J]. 人类工效学, 2009, 15(3):26-28.
HUANG H, GENG D. Application study on Japanese "subjective fatigue symptom (2002 vision) in a Chinese manufacturer[J]. Chinese Journal of Ergonomics 2009, 15(3):26-28.
- [31] CUI X, BRAY S, REISS A L. Functional near infrared spectroscopy (NIRS) signal improvement based on negative correlation between oxygenated and deoxygenated hemoglobin dynamics [J]. Neuroimage, 2009, 49(4):3039-3046.

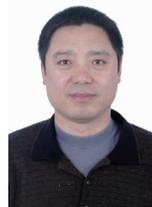
作者简介



张朕, 2014年于上海交通大学获得学士学位, 2016年于中国航天员科研训练中心因国家重点实验室获得硕士学位, 现为中国航天员科研训练中心助理工程师, 主要研究方向为 fNIRS、脑力疲劳检测、脑信号处理和模式识别。

E-mail: zhangzhensjtu1991@qq.com

Zhang Zhen received his B. Sc. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2014 and his M. Sc. degree in National Key Laboratory of Human Factors Engineering, China Astronaut Research and training center, Beijing, China in 2016. He is now an Assistant Engineer in China Astronaut Research and training center, Beijing, China. His main research interests include fNIRS, mental fatigue detection, brain signal processing and pattern recognition.



焦学军(通讯作者), 2000年于北京航空航天大学获得硕士学位, 2012年于清华大学获得博士学位, 现为中国航天员科研训练中心副教授, 主要研究方向为脑力负荷、脑信号处理、自适应自动化和 BCI。

E-mail: jxjisme@sina.com

Jiao Xuejun (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Beihang University in 2000, and his Ph. D. degree in from Tsinghua University in 2012. He is now an associate professor in China Astronaut Research and training center, Beijing, China. His main research interests include mental workload, brain signal processing, adaptive automation and BCI.