

DOI:10.16289/j.cnki.1002-0837.2019.04.002

基于动作捕捉的减重条件下心理疲劳状态测量技术

马倩颖¹,吴瑞林^{1*},王亚猛²,刘晓倩²,朱廷劭²,王伟强³

(1. 北京航空航天大学心理学系,北京 100083; 2. 中国科学院心理研究所,北京 100101; 3. 中国科学院计算技术研究所,北京 100080)

摘要:目的 利用动作捕捉和机器学习技术,探讨减重条件下通过关节运动的三维空间坐标统计特征测量受试者心理疲劳状态的可行性与可靠性。方法 通过长时间认知任务诱发受试者的心理疲劳状态并利用量表进行评估。采用 Kinect 深度摄像头识别并追踪受试者 2 min 减重跑步运动过程中 25 个关节点的运动信息。利用高斯过程回归算法建立心理量表与行为数据间的模型,并通过皮尔逊相关和均方根误差对模型进行验证。结果 在减重条件下,基于关节运动的统计特征可以预测个体的心理疲劳状态,疲劳量表各个维度预测值与真实值间平均相关系数为 0.44,均方根误差为 2.94,心境状态量表模型预测值和真实值同样达到中等相关 0.45,均方根误差为 5.49。结论 人体关节运动信息可作为有效生物特征预测受试者心理疲劳水平,且在空间或资源有限情况时,基于动作捕捉和机器学习方法建立的心理指标预测模型可为未来载人航天任务心理状态测量提供新方法。

关键词:心理疲劳状态;动作捕捉;时间-空间特征;高斯过程回归模型

中图分类号:R853 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-0837(2019)04-0291-08

Motion Capture Based Measurement Technology for Mental Fatigue under Body Weight Support Situation. Ma Qianying, Wu Ruilin, Wang Yameng, Liu Xiaolian, Zhu Tingshao, Wang Weiqiang. Space Medicine & Medical Engineering, 2019, 32(4):291-298

Abstract: Objective To test the reliability of measuring the mental fatigue with joint motion characteristics by motion capture and computer technology in the body weight support situation. **Methods** Mental fatigue was induced by prolonged cognitive tasks and then was evaluated using a series of psychological questionnaires. Kinect was used to identify and track 25 joint points during the 2-minute running exercise in the body weight support situation for each subject to get data acquisition. The Gaussian process regression algorithm was used to establish a model between the psychological scale and the motion capture data. Pearson correlation and root mean square error (RMSE) were applied for testing models. **Results** Based on the time-space characteristics of joint motion, the individual's mental fatigue could be measured under body weight support situation. The mean correlation coefficient between the predicted value and the real scores of the fatigue was 0.44, the RMSE was 2.94, meanwhile, the mean correlation in mood states was 0.45, and the RMSE was 5.49. **Conclusion** The joint motion information can be used as an effective biometric to predict the mental fatigue. When the space or resources are limited, the psychological index prediction model based on the motion capture and machine learning methods can provide a new perspective in the future space missions.

Key words: mental fatigue; motion capture; time-space characteristics; gaussian process regression

Address correspondence and reprint requests to: Wu Ruilin, Department of Psychology, Beihang University, Beijing 100083, China

载人航天任务中诸如节律变化^[1]、高工作负荷等应激因素会影响航天员心理状态,引发心理疲劳,增加负性情绪,降低工作绩效^[2]。作为执行航天任务的主体,航天员的心理健康对任务的顺利开展和安全完成至关重要,因此对个体在极端环境下心理疲劳状态的监测显得尤为必要。心理

疲劳是长时间从事高强度脑力活动而产生的主观疲劳感和耗竭感,导致负性情绪的增加和正性情绪的减少^[3-4]。此外,心理疲劳还会削弱情绪调节能力,影响情绪判断^[5],呈现情绪去敏感化^[6]。

长期处于高紧张、高风险工作环境中容易产生心理疲劳。相比于普通人,航天员和飞行员等

收稿日期:2018-12-03 修回日期:2019-05-29

基金项目:载人航天领域预先研究项目(17440207)

第一作者:马倩颖,女,硕士,研究方向为航天心理学。E-mail: maqianying@buaa.edu.cn

* 通讯作者:吴瑞林,男,博士,副教授,研究方向为航天心理学、工程心理学、心理测量与统计。E-mail: wuruilin@buaa.edu.cn

特殊人群的疲劳情景特异性更高,疲劳对休息、睡眠的影响更大。但其对疲劳可能导致的注意力不集中和耐心缺乏等心理后果的自我报告要低于普通人^[7-9]。

已有多种心理疲劳量表被广泛用于测量不同领域、不同受试者的心理疲劳状态,测量方式经济、简便。但在载人航天任务中的应用中,量表测试仍有一定不足,例如重复测量、社会赞许性和分析滞后性等。因此,在研究者们探索多样心理测量方式过程中,基于动作捕捉与机器学习技术的心理测量成为热门领域之一。

动作捕捉基于三维加速度数据识别人体运动特征。研究表明行为数据可以识别人体动作^[10-11],心理状态^[12]及其强度^[10]。Claire 等^[13]通过运动捕捉设备采集受试者在中性和情绪状态(愤怒、快乐、悲伤、恐惧)下的步态信息,表明通过关节轨迹的时空结构提取情绪的运动特征是可行的。Michalak 等^[14]发现健康和抑郁状态的受试者运动特征存在显著差异。Gu 等^[15]研究表明情绪感受同样影响动作特征。此外,多项研究发现人体多个关节的时间-空间特征均可提供情绪信息,表明特定的行为模式可以关联不同情绪状态^[16-18]。

然而,目前基于动作捕捉技术的心理研究也存在不足。首先,以往研究聚焦于特定心理状态下行为特征的抓取而非心理状态测量。其次,行为数据采集生态效度不高,如光学式动作捕捉系统需要大型场地以布置摄像头,受试者需佩戴光学标识点(Markers)以检测和空间定位关节,因而难以脱离实验室环境。

随着智能设备的快速发展,便携式体感设备已受到认可^[19]。此外,机器学习也为心理状态测量提供新思路。动作捕捉过程产生大体量数据,传统统计分析方法难以应用于此类过程性数据。机器学习技术具有高效率的计算能力,可以应用大体量数据建立模型。作为新的心理测量方式,数据挖掘算法可以找到关节运动数据与心理变量间的关联模式,形成有效映射关系,建立模型,输入新的运动数据便可直接输出心理变量预测值。本研究尝试通过动作捕捉和机器学习技术提取个体运动特征,建立运动特征与心理学指标的相关关系,探讨基于行为数据对受试者心理疲劳

状态测量的方法。

1 方法

1.1 减重模拟

在航天任务中,航天员通过束缚带增加向下的力以抵抗微重力并完成锻炼。考虑到未来实际应用,通过减重设备以减少受试者在跑步过程中所感受到的力(减少受试者体重的 20% 以抵抗重力本身),使受试者在运动过程所感受到的力与航天员在微重力环境下跑步锻炼时感受到的力尽可能相同。

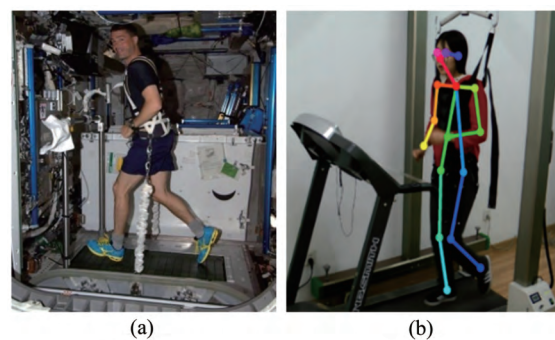


图 1 太空真实运动场景和地面模拟减重状态
Fig.1 Running in space and simulation on the ground
(a) Running of astronaut in space; (b) Simulation with joint recognition

1.2 实验流程

参照 Li 等^[20]利用 Kinect 识别高兴及愤怒情绪的实验设计,采用受试者内设计,并通过任务时间效应诱发心理疲劳^[21]以增加心理疲劳量表得分的多样性,提高后续所建模型的预测效果。

具体流程如下:

- 1) 报告自身的疲劳和情绪状态以完成心理状态基线测量;
- 2) 完成长时间认知任务以诱发心理疲劳状态;
- 3) 再次报告疲劳和情绪状态,以确定心理疲劳诱发的有效性;
- 4) 完成 2 min 跑步任务,Kinect 摄像头记录完整记录受试者在跑步任务中的身体动作与关节信息。

为减少人为设定的跑步速度对受试者产生影响(例如受试者觉得过快或过慢),告知受试者可以按照自身的身体状况自行调节跑步速度,但由主试监督保证受试者适中处于跑步状态。在开启

动作捕捉设备记录跑步数据前,告诉受试者可根据自身情况调整至合适速度,待受试者运动状态稳定后,由主试点击前后两个电脑开始对受试者的运动行为进行 2 min 的数据采集。

1.3 心理疲劳诱导程序

依靠任务时间效应诱发心理疲劳,持续完成长时间认知任务时个体会消耗认知资源^[21]。参照以往心理疲劳诱导范式,编制了时长约 1 h 的心理疲劳诱导程序(包括连续操作任务和过滤任务),涉及长时间注意与工作记忆,需要持续投入较多认知资源,使受试者主观疲劳感增强。

1.4 动作捕捉设备

考虑到光学式等动作捕捉设备对场地、设备、人员装备要求较高,难以在狭小飞行器空间中实现,本实验采用微软 Kinect3D 体感设备,可以通过无标记运动捕捉系统持续监控三维身体运动模式。作为便携式设备,Kinect 对空间需求较小,捕捉过程中对受试者装备与捕捉摄像头距离等要求都较小,易于航天任务的实际应用。需要指出的是,Gaukrodger 团队^[22]的研究表明 Kinect 对精细动作(如特定的脚步动作)捕捉仍逊于传统光学式动作捕捉技术,但对身体动作捕捉,尤其是重复性动作捕捉的信度已经达到统计学意义,Clark 等^[19]的研究同样支持 Kinect 动作捕捉具有可靠信度,可以有效地进行动作捕捉和姿势评估。

1.5 心理量表

应用以下几种心理量表以测量心理疲劳状态,为后续行为数据的模型建立提供真实数据集。对本实验量表的内部一致性信度检验结果表明各量表均具有较高的一致性信度。

1) 多维疲劳量表(multiple fatigue inquiry, MFI-20),分为总体疲劳(general fatigue)、躯体疲劳(physical fatigue)、脑力疲劳(mental fatigue)、活力下降(reduced activity)、动机下降(reduced motivation)5 个维度。总量表的 Cronbach's $\alpha = 0.815$ 。

2) 心境状态量表(profile of mood states, POMS),分为紧张—焦虑(tension-anxiety)、愤怒—敌意(anger-hostility)、疲劳—惰性(fatigue-inertia)、慌乱—困惑(depression-dejection)、抑郁—沮丧(confusion-bewilderment)、活力—积极(vigor-activity)6 个维度,总分定义为负性情绪纷扰

(total mood disturbance),由 5 个消极心境状态得分减去 1 个积极心境状态后加 100 分计算而成。总量表的 Cronbach's $\alpha = 0.857$ 。

3) 正性负性情绪量表(positive and negative affect schedule, PANAS),分为正性和负性两个维度。正性情绪(positive affect)的高分代表个体的精力充沛,以及全神贯注,低分则代表受试者的淡漠。负性情绪(negative affect)的高分代表个体此时的痛苦体验,而低分则代表镇定。总量表的 Cronbach's $\alpha = 0.881$ 。

4) 倦怠量表(Maslach burnout inventory, MBI-GS),由情绪耗竭(emotional exhaustion)、去个性化(depersionalization)、成就感降低(personal accomplishment)3 个维度组成。总量表的 Cronbach's $\alpha = 0.716$ 。

1.6 受试者

招募受试者 90 人,要求报告自身身体健康状态,如受试者报告任何影响跑步的外伤,则排除在外。为保证个体差异不干扰动作捕捉与行为数据的提取,对受试者身高和体重进行正态性检验,Shapiro-Wilk 检验表明身高体重均符合正态分布($P > 0.05$),受试者具有一定代表性。

表 1 受试者基本信息统计
Table 1 Basic information of subjects

Items	Total($n=90$)		Male($n=40$)		Female($n=50$)	
	M	SD	M	SD	M	SD
Age	23.35	1.34	23.56	1.45	23.18	1.24
Height(cm)	168.79	7.02	174.73	4.57	163.92	4.44
Weight(kg)	60.62	11.16	69.10	9.61	53.67	6.62

1.7 行为数据预处理

Kinect 深度摄像头共采集了 90 位受试者 25 个关节点的三维空间坐标信息(x, y, z 轴及时间信息),采样频率 30 Hz。为更全面采集运动信息,减少无效数据,利用两个 Kinect 摄像头采集受试者前后两个方向的运动信息。后续对这两个摄像头的的数据分别进行处理。

首先通过高斯滤波算法对获得的行为数据去噪,以减少环境噪音的影响。其次以受试者的脊椎基为坐标原点,计算其余 24 个关节的相对位置,消除坐标系不统一带来的计算误差。此外,还将 Kinect 采集的行为数据按 64 帧每段进行切割。数据段要求数据完全连续,且没有无效数据。

为减少人为误差,从每名受试者筛选后的多个数据段中随机选取 1 个进行后续数据处理。

对随机抽取的数据段进行处理,分别计算每个关节点三维坐标数据的均值、方差、标准差等,利用 64 点快速傅里叶变化将时域数据转化为频域数据。对于 1 名受试者而言,1 个关节点包含 3 个坐标轴,每个坐标轴包含 64 个特征,共 192 个特征,24 个关节点共 4608 个特征。由于特征较多不利于后续数据分析,对获得的特征数据标准化后进行降维处理。将 4608 个特征和心理疲劳诱发后量表得分进行相关性统计分析,为每 1 个关节点的 3 个坐标轴选取其中相关系数最大的前 5 个特征,每 1 个关节点 $3 \times 5 = 15$ 个特征,全身 24 个关节点,共提取出 $24 \times 3 \times 5 = 360$ 个特征用于模型建立和评估。

1.8 模型建立与评估

通过数据预处理共提取了 360 个特征,即每名受试者的运动行为特点可以用 360 维的特征向量表示。同时,通过量表测评得到每名受试者的心理疲劳指标,将其与对应个体的 360 维运动行为表征向量结合则构成一个样本,本实验中数据集共包含 90 个样本。利用数据挖掘算法,基于训练数据集构建行为向量表征与其对应的心理疲劳指标间的关联模式,能得到基于行为分析的心理疲劳指标识别模型。

本研究利用一款基于 JAVA 环境下开源的机器学习以及数据挖掘软件 weka 完成模型构建的运算。通过尝试线性回归、支持向量回归等多种算法,结果表明利用高斯过程回归算法所建立的心理疲劳模型预测效果较好。

高斯过程回归是一种非线性的有监督学习算法。高斯过程假定模型输出的联合概率分布符合高斯分布,广泛应用于机器学习、统计学和通信处理等领域以实现对信号的分类与识别,对处理小样本、非线性等问题具有较高的适应性,具有较强的泛化能力。

简单来说,高斯过程可以看作是一个分布函数 $f(x)$,并通过均值函数 $\mu(x)$ 和协方差函数 $k(x, x')$ 来定义。

$$f(x) \sim GP(\mu(x), k(x, x'))$$

$$\text{其中, } \mu(x) = E[f(x)]$$

$$k(x, x') = E[(f(x) - \mu(x))$$

$$(f(x') - \mu(x'))^T]$$

x 表示输入数据,在本研究中代表每位受试者的行为数据。高斯过程通过输入的训练数据来学习未知函数,将含噪声考虑到观测目标值 y (即心理疲劳指标)中,可建立高斯过程回归问题的一般模型,即

$$y = f(x) + \epsilon$$

式中: ϵ 为独立的高斯白噪声,符合高斯分布,均值为 0,方差为 σ^2 ,即可记做 $\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$ 。其学习过程主要表现为:给定一组样本的心理疲劳指标, $Y = [y_1, \dots, y_n]^T$ 以及他们对应的行为数据输入 $X = [x_1, \dots, x_n]^T$,通过高斯过程来学习函数 f ,使得当输入为 $X^f = [x_1^f, \dots, x_{n_f}^f]^T$ 时,可以根据学习的函数估计出对应的函数值 $f = [f(x_1^f), \dots, f(x_{n_f}^f)]^T$ 。

利用高斯过程回归算法得到较优的模型,也进一步说明运动行为与心理疲劳指标间是复杂的非线性关联关系。

通过数据挖掘算法计算自变量和因变量的关联关系时,用于模型训练的样本数越多,模型普适性越强。由于本研究中数据集样本有限,采用十折交叉验证,利用高斯过程回归算法构建评估模型的有效性。具体而言,将数据集等分为 10 组,其中 9 组数据用作模型训练,剩余 1 组用作测试。循环 10 次,保证每组数据都做过测试集,每轮中的训练集和测试集为不同样本,没有交叉。多轮模型训练充分利用了已有数据,保证在小样本集上训练得到的模型的鲁棒性。

选取心理疲劳诱导后的量表作为因变量,而非心理疲劳诱导前的量表或是前后测量表的差值。其原因在于,本研究目的是实现基于行为分析的心理疲劳指标识别。因此,将受试者的心理疲劳诱发后的行为数据以及其对应的心理疲劳诱导后的量表测评结果作为训练数据集。通过高斯过程回归模型,建立心理疲劳诱发后的行为与心理疲劳指标间的关联模式。如果有未知样本的行为数据输入模型,则会通过映射公式计算出其心理疲劳指标,实现基于行为的心理疲劳自动识别功能。

2 结果

2.1 心理疲劳诱导结果检验

表 2 心理疲劳诱导前后量表得分差异性检验($\bar{x} \pm s$)
Table 2 Paired-sample *t* test before and after psychological fatigue induction($\bar{x} \pm s$)

Items	Total(<i>n</i> = 90)		Male(<i>n</i> = 40)		Female(<i>n</i> = 50)	
	Before	After	Before	After	Before	After
MFI-20						
General fatigue	8.75 ± 2.69	11.52 ± 3.42 [△]	8.93 ± 2.33	12.03 ± 3.42 [△]	8.60 ± 2.97	11.12 ± 3.40 [△]
Physical fatigue	8.13 ± 3.12	9.31 ± 3.14 [△]	7.68 ± 2.79	9.58 ± 3.32 [#]	8.50 ± 3.36	9.10 ± 3.00
Mental fatigue	9.55 ± 2.64	10.38 ± 3.02 [#]	9.27 ± 2.81	10.18 ± 3.29	9.78 ± 2.51	10.56 ± 2.82 [*]
Reduced activity	10.65 ± 2.45	10.97 ± 2.29	10.88 ± 2.69	10.98 ± 2.21	10.46 ± 2.23	11.06 ± 2.39 [*]
Reduced motivation	8.48 ± 2.69	8.62 ± 2.59	8.98 ± 2.62	8.33 ± 2.29	8.08 ± 2.71	8.88 ± 2.82 [*]
POMS						
Tension-anxiety	7.72 ± 2.72	7.79 ± 3.04	7.70 ± 2.67	8.35 ± 3.36	7.74 ± 2.78	7.42 ± 2.70
Anger-hostility	6.44 ± 2.30	7.13 ± 3.40 [*]	6.30 ± 2.62	8.00 ± 4.39 [#]	6.56 ± 2.03	6.48 ± 2.20
Fatigue-inertia	7.56 ± 2.93	10.32 ± 4.49 [△]	7.28 ± 2.63	10.7 ± 4.65 [△]	7.78 ± 3.16	9.98 ± 4.40 [△]
Depression-dejection	6.49 ± 2.44	7.32 ± 2.81 [#]	6.50 ± 2.76	7.83 ± 3.28 [#]	6.48 ± 2.19	6.92 ± 2.32
Vigor-activity	20.24 ± 4.64	16.82 ± 5.78 [△]	20.98 ± 4.86	16.43 ± 6.30 [△]	19.66 ± 4.42	17.16 ± 5.36 [△]
Confusion-bewilderment	7.48 ± 1.94	8.33 ± 2.67 [△]	7.25 ± 2.15	8.20 ± 2.79 [#]	7.66 ± 1.76	8.46 ± 2.58 [*]
Total mood disturbance	115.44 ± 12.70	124.08 ± 16.87 [△]	114.05 ± 13.04	126.65 ± 19.49 [△]	116.56 ± 12.43	122.10 ± 14.38 [#]
PANAS						
Positive affect	33.58 ± 7.38	30.33 ± 9.12 [△]	34.25 ± 8.38	30.50 ± 10.05 [△]	33.04 ± 6.51	30.22 ± 8.19 [#]
Negative affect	13.80 ± 3.81	14.27 ± 4.04	13.35 ± 4.04	14.60 ± 4.33 [*]	14.16 ± 3.62	14.02 ± 3.81
MBI-GS						
Emotional exhaustion	0.35 ± 0.59	1.20 ± 1.22 [△]	0.40 ± 0.70	1.50 ± 1.33 [△]	0.32 ± 0.49	0.95 ± 1.08 [△]
Depersonalization	0.34 ± 0.64	0.78 ± 1.02 [△]	0.47 ± 0.82	1.05 ± 1.19 [△]	0.24 ± 0.43	0.57 ± 0.80 [#]
Personal accomplishment	1.11 ± 1.33	1.30 ± 1.34	1.30 ± 1.39	1.46 ± 1.37	0.96 ± 1.27	1.22 ± 1.34

Note: * *P* < 0.05, # *P* < 0.01, [△] *P* < 0.001, as compared with before

对受试者在心理疲劳诱导前和诱导后的量表得分进行相关样本 *t* 检验。结果如表 2 所示,两次量表的分值差异显著, Cohen's *d* 系数表明心理疲劳感受的差异具有中等至大效应量,表明心理疲劳诱导过程有效。

将心理疲劳诱导后的量表得分按照性别分组进行独立样本 *t* 检验。5 个量表共 16 个维度中, 14 个维度未出现显著性别差异, 只有倦怠量表的情绪衰竭(*t* = 2.23, *P* = 0.029, Cohen's *d* = 0.48) 和去个性化(*t* = 2.18, *P* = 0.033, Cohen's *d* = 0.47) 两个维度性别差异显著。

2.2 模型的建立和评估结果

利用高斯过程回归算法建立疲劳状态下受试者跑步的运动特征与心理疲劳诱发后量表的模型, 并利用 10 折交叉检验, 给出所有受试者基于学习与训练后在该模型下心理量表指标的预测值。为尽可能减少性别差异的影响, 在建立总体模型的同时也将数据按性别分开训练并建立、评估模型。

模型建立后可选用多种评估方式考察其预测效果。首先, 计算受试者在心理疲劳诱发后的量表得分的真实值与模型预测值的相关系数, 相关

系数越高表明模型预测值和量表真实值的趋势越接近。其次, 利用均方根误差来评估预测模型的准确性。均方根误差往往用于机器学习领域衡量预测值同真实值之间的偏差, 均方根误差数值越小, 预测值数据精确度越高。

如表 3 所示, 模型预测结果和真实值相关系数较高, 可达到统计学意义的中等相关。对于全体受试者, 疲劳量表的真实值和预测值皮尔逊相关系数范围在 0.23~0.56 之间, 相关系数均值 0.44。模型预测值和真实值之间的差异较小, 均方根误差均值 2.94; 心境状态量表的真实值和预测值相关系数在 0.28~0.59 间波动, 相关系数均值 0.45, 均方根误差均值 5.49; 正性负性情绪量表的模型检验表明相关系数范围为 0.31~0.59, 均值 0.34, 均方根误差均值 7.68; 倦怠量表的预测值和真实值相关系数范围 0.34~0.58, 相关系数均值 0.43, 均方根误差均值 1.25。中等至强相关以及较小的均方根误差表明基于关节运动特征建立心理疲劳预测模型具有可行性与可靠性。

此外, 依据不同性别建立模型, 其预测值与真实值间的相关程度比总体模型更高, 疲劳量表的预测值和真实值之间的相关系数最高可达到

表 3 模型预测值和量表真实值相关性与均方根误差检验
Table 3 Correlation between model value and true value of scale and root mean square error test

Items	Total($n=90$)				Male($n=40$)				Female($n=50$)			
	Front Kinect		Back Kinect		Front Kinect		Back Kinect		Front Kinect		Back Kinect	
	r	RMSE	r	RMSE	r	RMSE	r	RMSE	r	RMSE	r	RMSE
MFI-20												
General fatigue	0.45 Δ	3.36	0.48 Δ	3.31	0.78 Δ	2.10	0.63 Δ	2.82	0.31*	3.71	0.59 Δ	2.91
Physical fatigue	0.46 Δ	3.42	0.51 Δ	3.04	0.77 Δ	2.15	0.77 Δ	2.12	0.45 $\#$	3.16	0.59 Δ	2.91
Mental fatigue	0.52 Δ	2.80	0.43 Δ	3.10	0.77 Δ	2.09	0.35*	3.77	0.29*	3.54	0.36*	2.89
Reduced activity	0.42 Δ	2.51	0.23*	2.67	0.38*	2.42	0.50 $\#$	2.16	0.43 $\#$	2.52	0.33*	2.65
Reduced motivation	0.33 $\#$	2.82	0.56 Δ	2.37	0.61 Δ	1.86	0.74 Δ	1.55	0.52 Δ	2.72	0.62 Δ	2.35
POMS												
Tension-anxiety	0.41 Δ	3.18	0.45 Δ	3.33	0.58 Δ	2.83	0.77 Δ	2.13	0.33*	2.89	0.60 Δ	2.36
Anger-hostility	0.44 Δ	3.71	0.59 Δ	3.01	0.49 $\#$	4.12	0.69 Δ	3.27	0.55 $\#$	1.93	0.55 Δ	2.07
Fatigue-inertia	0.45 Δ	4.48	0.27 $\#$	5.46	0.52 Δ	4.20	0.60 Δ	4.07	0.54 Δ	4.13	0.60 Δ	3.59
Depression-dejection	0.35 $\#$	3.18	0.52 Δ	2.78	0.54 Δ	3.08	0.77 Δ	2.10	0.06	2.92	0.45 $\#$	2.54
Confusion-bewilderment	0.43 Δ	2.66	0.56 Δ	2.53	0.65 Δ	2.32	0.65 Δ	2.09	0.53 Δ	2.30	0.62 Δ	2.45
Vigor-activity	0.28 $\#$	6.88	0.48 Δ	5.71	0.79 Δ	3.91	0.57 Δ	5.54	0.26	6.28	0.69 Δ	3.93
Total mood disturbance	0.51 Δ	15.84	0.59 Δ	14.06	0.63 Δ	15.71	0.75 Δ	12.95	0.47 $\#$	14.11	0.63 Δ	11.91
PANAS												
Positive affect	0.03	13.00	0.42 Δ	9.32	0.85 Δ	5.32	0.55 Δ	8.93	0.32*	9.42	0.75 Δ	5.40
Negative affect	0.31 $\#$	4.82	0.59 Δ	3.56	0.49 $\#$	4.07	0.78 Δ	2.71	0.45 $\#$	3.76	0.56 Δ	4.01
MBI-GS												
Emotional exhaustion	0.53 Δ	1.13	0.50 Δ	1.15	0.61 Δ	1.13	0.55 Δ	1.20	0.42 $\#$	1.17	0.50 Δ	1.08
Depersonalization	0.47 Δ	1.02	0.58 Δ	0.88	0.49	1.24	0.69 Δ	0.86	0.59 Δ	0.68	0.40 $\#$	0.78
Personal accomplishment	0.14	1.84	0.34 $\#$	1.45	0.78 Δ	0.85	0.63 Δ	1.16	0.28*	1.53	0.41 $\#$	1.35

Note: Person correlation coefficient, * $P < 0.05$, # $P < 0.01$, $\Delta P < 0.001$

0.78, 相关系数均值提升至 0.54, 均方根误差降至 2.62; 对于心境状态量表, 预测值和真实值间相关系数最高为 0.79, 相关系数均值 0.57, 均方根误差减少至 4.70; 正性负性情绪量表的预测值和真实值的变化趋势也更为接近, 相关系数最高达到 0.85, 均值 0.59, 均方根误差 5.45; 倦怠量表的得分预测值和真实值相关系数范围为 0.28~0.78, 均值 0.53, 均方根误差为 1.09。

3 讨论

本研究通过 90 名受试者的真实数据集进行模型训练和评估, 表明可以基于动作捕捉技术, 通过机器学习建立动作特征与心理疲劳之间的关系, 建立心理疲劳预测模型。模型预测值和量表真实值之间具有中等相关性, 表明模型具有可靠性。

Gross 等^[15, 23]研究表明关节信息作为有效生物特征与个体的心理状态有关, 本研究结果进一步表明应用动作捕捉技术, 可以提取受试者运动过程关节的时间-空间信息以测量受试者心理状态。模型中基于关节信息得出的量表预测值和真

实值间的相关系数较高, 表明利用动作捕捉技术与机器学习测量心理疲劳状态具有较高可行性。以往研究常聚焦于高兴、愤怒、悲伤等基本情绪^[12]的肢体表达, 而缺少其他情绪甚至是复合情绪的行为数据分析。此项研究对于情绪的研究涵盖了愤怒等基本情绪, 也涉及了疲劳、抑郁和焦虑等情绪、以及诸如耗竭感、去个性化等状态性特征, 表明人的心理状态可以通过关节运动信息表达, 且关节的运动信息可以被捕捉、分析并识别。

以往研究对心理状态的测量往往基于步态特征^[10]。但步态特征形式复杂多样, 且数据分析中对于步态周期的划分可能存在分歧, 影响后续数据处理与分析。此外, 步态分析集中于下肢而忽略包括头部、肩膀、手臂等上肢关节信息^[10, 12]。因此本实验并没有将运动特征局限于步态特征。而是通过分析身体关节, 提取出个体在运动过程中的身体关节运动的时间-空间特征进行心理疲劳状态的测量, 包含更多动作信息的同时也减少划分运动特征的分歧。

同时, 数据结果表明基于不同性别建立模型要好于基于总体受试者所建立的模型, 这意味着

男女受试者在运动特征上可能存在性别差异。其他研究也支持这一观点。研究发现男性和女性步态支撑期时相和下肢关节角度随时间的变化存在显著性别差异^[24],表明未来研究需要考虑动作特征的性别差异,依据不同性别建立的模型其测量效率会更高。

需要指出的是,此次研究的目的在于探讨开发新的心理测量方式的可行性与可靠性。我们尝试通过学习运动过程中关节移动的时间-空间信息与心理量表指标的映射关系以建立模型,证明这种新的测量方式是可行的,且预测值和真实值较高的相关性表明这种测量方式具有可靠性。但这并不能表明机器学习获得的测量指标优于心理量表,只是在未来实际应用中,当不适宜重复测量且条件受限时,基于机器学习方法建立的心理指标预测模型可以作为心理测量的另一种工具。

此外,本实验使用持续约1h的认知任务显著增强受试者的心理疲劳感。以往研究表明心理疲劳会引发受试者负性心境状态^[4]。本实验支持此结果,在完成心理疲劳诱导任务后,受试者报告了更高的负性心境状态和情绪,而积极心境状态则显著下降。同时还会引发较高的倦怠感。针对脑力工作者的研究也表明个体的脑力疲劳状态与倦怠状态显著相关^[25]。

未来载人航天任务中航天员在轨驻留时间将大大增加,对心理支持提出了更高的要求,必须高度重视乘员心理健康的负面信号,及时给予对抗措施。受飞行器狭小空间、作业任务多样等条件的限制,心理测量与状态监测应尽量选择实时、非侵入的方式,尽可能减少航天员作业负担。通过动作捕捉技术以测量心理疲劳状态,可在航天员选训期间采集基础数据来训练模型。在任务期间,减少过多的测评干扰,仅在跑步锻炼时采集数据,减轻任务负担和测量侵入感。本实验通过减重方式使受试者受力尽可能与航天员在微重力环境下跑步锻炼时感受到的力相同,结果表明行为特征与心理状态间的联系可以在重力改变条件下被捕捉,初步验证了在未来载人航天任务中应用的可行性。

本研究受试者均为大学生,年龄、体重和健康状态差异较小,对结果的拓展带来一定局限性。下一步研究需要扩大受试者量,针对不同年龄、不

同性别建立更为精确的模型。此外,未来多国航天员可能会进入到我国空间站,还要考虑引入其他国家受试者,检验基于动作捕捉的心理疲劳状态测量技术的跨文化一致性。最后,机器学习只是找到输入数据和输出数据的最优函数解,并不能解释心理疲劳状态下个体关节运动特征变化的含义,因此心理学和运动学专家合作挖掘运动特征的意义也是未来研究方向之一。

4 结论

本实验构建了通过关节运动特征测量受试者心理疲劳状态的模型,并检验了其可行性与可靠性。结果表明:长时间认知实验会显著增加受试者的心理疲劳感;人体运动过程中关节运动信息可以作为有效的生物特征,用于测量受试者的心理疲劳水平;在不适宜重复测量,或条件、资源有限等情况下,基于动作捕捉和机器学习方法建立的心理指标预测模型可以作为心理测量的另一种工具。

[参考文献]

- [1] 陈海龙,吕柯,曲丽娜. 航天飞行对人体睡眠-觉醒节律的影响研究进展[J]. 航天医学与医学工程, 2017, 30(4): 308-312.
Chen HL, Lv K, Qu LN. Research progress in effects of spaceflight on sleep-wake pattern[J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2017, 30(4): 308-312.
- [2] 马欢,刘至臻,田雨,等. 航天员在轨飞行任务前后的警觉度变化及节律特征分析[J]. 航天医学与医学工程, 2017, 30(6): 391-395.
Ma H, Liu ZZ, Tian Y, et al. Analysis of alertness and diurnal rhythms in astronauts before and after an orbital mission[J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2017, 30(6): 391-395.
- [3] 宋国萍,张侃. 驾驶疲劳对情绪的影响[J]. 中国临床心理学杂志, 2006, 14(3): 248-249.
Song GP, Zhang K. Effects of driving fatigue on moods[J]. Chinese Journal of Clinical Psychology, 2006, 14(3): 248-249.
- [4] Van D, Eling P. Mental fatigue disturbs local processing more than global processing[J]. Psychological Research, 2006, 70(5): 395-402.
- [5] 孙锦绣,张力为. 运动员心理疲劳对情绪/无情绪刺激图片分类过程的影响[J]. 北京体育大学学报, 2014, 37(12): 72-78.
Sun JX, Zhang LW. ERPs Study of athlete burnout effect on emotional/unemotional pictures classification processing[J]. Journal of Beijing Sport University, 2014, 37(12): 72-78.
- [6] 孙锦绣,张力为. 运动员心理疲劳对情绪图片性质判断影响的电生理学特征[J]. 体育科学, 2012, 32(5): 58-63.
Sun JX, Zhang LW. ERPs study of the effect on emotional picture properties in athlete burnout[J]. China Sport Science, 2012, 32(5): 58-63.
- [7] 熊波,张明月,吴岩印,等. 海勤人员疲劳状况与心理健

- 康的相关性研究[J]. 中国健康心理学杂志, 2011, 19(9): 1058-1060.
- Xiong B, Zhang MY, Wu YY, et al. Related study on fatigue and mental health in ship personnel [J]. Chinese Journal of Health Psychology, 2011, 19(9): 1058-1060.
- [8] 熊波, 孙国栋, 陈晶晶, 等. 海军飞行人员疲劳状况与心理健康的关系[J]. 解放军预防医学杂志, 2012, 30(5): 336-339.
- Xiong B, Sun GD, Chen JJ, et al. Relationship between fatigue and mental health in navy flight personnel [J]. Journal of Preventive Medicine of Chinese People's Liberation Army, 2012, 30(5): 336-339.
- [9] 陈宏, 王萍, 魏冰倩, 等. 陆航部队飞行人员疲劳及心理健康分析[J]. 解放军预防医学杂志, 2017, 35(9): 1114-1117.
- Chen H, Wang P, Wei BQ, et al. Fatigue and mental health of flight personnel in military air army [J]. Journal of Preventive Medicine of Chinese People's Liberation Army, 2017, 35(9): 1114-1117.
- [10] Yue-xiang LI, Liu Y, Yuan T, et al. Multiple classifier based walking pattern recognizing algorithm using acceleration signals [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(8): 1794-1798.
- [11] Xing X, Liu H, Huang W. Gait pattern classification with wavelet energy and sample entropy based on acceleration signals [J]. Chinese Journal of Sensors & Actuators, 2013, 26(4): 545-549.
- [12] Kleinsmith A, Bianchibertouze N. Affective body expression perception and recognition: A survey [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2013, 4(1): 15-33.
- [13] Claire R, Lars O, Andrea C, et al. Critical features for the perception of emotion from gait [J]. Journal of Vision, 2009, 9(6): 1-32.
- [14] Michalak J, Troje F, Fischer J, et al. Embodiment of sadness and depression-gait patterns associated with dysphoric mood [J]. Psychosomatic Medicine, 2009, 71(5): 580-587.
- [15] Gu EK, Gross MM. Emotional influences on sit-to-walk in healthy young adults [J]. Human Movement Science, 2015, 40: 341-351.
- [16] Brodie MA, Menz HB, Lord SR. Age-associated changes in head jerk while walking reveal altered dynamic stability in older people [J]. Experimental Brain Research, 2014, 232(1): 51-60.
- [17] Kang GE, Gross MM. The effect of emotion on movement smoothness during gait in healthy young adults [J]. Journal of Biomechanics, 2016, 49(16): 4022-4027.
- [18] Brach JS, McGurl D, Wert D, et al. Validation of a measure of smoothness of walking [J]. Journals of Gerontology, 2011, 66(1): 136-141.
- [19] Clark RA, Pua YH, Fortin K, et al. Validity of the Microsoft Kinect for assessment of postural control [J]. Gait & Posture, 2012, 36(3): 372-377.
- [20] Li S, Cui L, Zhu C, et al. Emotion recognition using Kinect motion capture data of human gaits [J]. Peer J, 2016, 4(9): e2364.
- [21] 俞雯雯, 谢海芳, 蔡伯艳. 心理疲劳的研究进展 [J]. 精神医学杂志, 2007, 20(1): 58-60.
- Yu WW, Xie HF, Cai BY. Research progress in mental fatigue [J]. Journal of Psychiatry, 2007, 20(1): 58-60.
- [22] Gaukrodger S, Peruzzi A, Paolini G, et al. Gait tracking for virtual reality clinical applications: A low cost solution [J]. Gait & Posture, 2013, 37(S1): S31.
- [23] Gross MM, Crane EA, Fredrickson L. Effort-shape and kinematic assessment of bodily expression of emotion during gait [J]. Human Movement Science, 2012, 31(1): 202-221.
- [24] 郝芙蓉, 杨璐铭, 陈学灿, 等. 自然行走时步态时间特征及下肢关节运动的性别差异 [J]. 皮革科学与工程, 2015, 25(2): 64-67.
- Hao FR, Yang LM, Chen XC, et al. Gender effects on temporal characteristics and lower-limb kinematics during normal walking [J]. Leather Science and Engineering, 2015, 25(2): 64-67.
- [25] 王淑莲, 李云翔, 马文翰, 等. 脑力劳动者心理健康、职业倦怠和脑力疲劳关系 [J]. 中国职业医学, 2017, 44(6): 749-753.
- Wang SL, Li YX, Ma WH, et al. Chinese Association of Biomechanics in Sports [J]. China Occupational Medicine, 2017, 44(6): 749-753.

(责任编辑: 马永洁)