

基于功能性近红外光谱技术识别情绪状态

姜 劲 焦学军 潘津津 张 朕 曹 勇 肖 毅

中国航天员科研训练中心人因工程重点实验室, 北京 100091

摘要 利用功能性近红外光谱(fNIRs)技术实现了对不同情绪状态的识别。采集了15名受试者在6种情绪种类图片刺激下的fNIRs信号以及唤醒度、愉悦度评价数据。为了实现对受试者情绪状态的分类评估,采用支持向量机(SVM)和基于支持向量机的递归特征筛选(SVM-RFE)算法来筛选参数并设计情绪状态的分类器。结果表明在多种情绪种类图片刺激下,受试者出现了显著的功能响应曲线,并且在唤醒度、愉悦度和情绪种类三个分类目标上分别实现了81%、78.78%和68%的平均分类正确率。同时发现唤醒度和愉悦度的敏感特征主要出现在眶额叶皮层和背外侧皮层,且近似熵是反映情绪状态变化的有效指标。因此采用fNIRs能够基本实现对人体情绪状态的识别。

关键词 医用光学; 情绪状态识别; 功能性近红外光谱技术; 支持向量机; 模式识别

中图分类号 O433; TP274.5

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201636.0317002

Emotional State Recognition Based on Functional Near-Infrared Spectroscopy

Jiang Jin Jiao Xuejun Pan Jinjin Zhang Zhen Cao Yong Xiao Yi

National Key Laboratory of Human Factor Engineering, China Astronaut Research and Training Centre, Beijing 100091, China

Abstract In order to investigate the human emotional state recognition, the functional near-infrared spectroscopy (fNIRs) technique is applied to measure hemodynamic signals of 15 participants who are requested to see six types of pictures, and the participants have to complete 7-point rating scale of valence and arousal after every picture stimulus. The support vector machine (SVM) and support vector machine based recursive feature elimination (SVM-RFE) algorithm are applied to design classifiers. Under different emotional image stimulus, the hemodynamic signals of some participants show significant neural response. With the target classification based on valence, arousal and emotion category, the accuracy is 81%, 78.78% and 68%, respectively. The 5th and 6th channels for fNIRs measurement are significantly sensitive to arousal and valence state, and the two channels are located at orbitofrontal cortex and dorsolateral prefrontal cortex regions. Besides, it is found that the entropy of fNIRs can reflect the variation in emotional state effectively. The results suggest that fNIRs can be used for recognition of human emotional state.

Key words medical optics; emotional state recognition; functional near-infrared spectroscopy; support vector machine; pattern recognition

OCIS codes 170.0110; 170.2655; 100.4995; 100.4996

1 引 言

功能性近红外光谱技术(fNIRs)作为一种脑功能探测工具,被引入认知神经学研究已经超过20年,然而相对于脑电(EEG)、核磁共振(fMRI)等脑功能检测技术仍存在劣势,如时间分辨率不如EEG、空间分辨率又低

收稿日期: 2015-09-05; 收到修改稿日期: 2015-10-27

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(71201148)、国家973计划(2011CB711000)、中国航天员科研训练中心人因工程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: 849183664@qq.com(通信联系人)

于fMRI技术。尽管存在上述不足,其依然被广泛运用于认知神经学研究,究其原因主要是fNIRs技术的三个独特优势:1)相对于其他脑功能测量技术,fNIRs技术采集信号较少地受到生理和运动干扰,非常适合探测人在工作状态下的脑功能神经活动;2) fNIRs技术简便快捷,能够方便地采集更多的人员数据;3)根据近红外光测量人体脑部的神经活动的原理,fNIRs能够很好地避免外部噪声干扰,如电磁干扰。因此,fNIRs是一种测量人体脑功能活动的有效技术^[1],Boas等^[2]和Ferrari等^[3]证明了fNIRs的应用前景。

目前,国内外大量研究人员利用fNIRs研究人脑的认知功能和感知功能,从而揭示人脑认知机制。然而,情绪研究作为认知研究的一部分,fNIRs在情绪认知方面的工作并没有全面开展,大部分关于脑功能的fNIRs研究仍集中于严格实验条件下的认知活动。人体脑部的情绪活动机制依旧不清晰,尽管有丰富的研究成果证明前额区域(PFC)是情绪活动的主要区域,然而精确且清晰的情绪活动机制依旧不清楚^[4]。目前可知的情绪活动前额参与区域主要集中在眶额叶皮层(OFC)、内侧前额皮层(MPFC)以及腹外侧皮层(VLPFC),此外,背外侧前额叶皮层(DLPFC)在一些研究中被认为与情绪活动功能相关联^[5]。生理检测方法也应用于人的情绪活动研究,如EEG、皮肤电(SC),但是EEG的空间分辨率较低是研究情绪活动时的一大不足^[6];SC能够测量人体的外周神经系统活动,并且有效检测人情绪活动时的唤醒度指标,却不能有效测量人的中枢神经活动。fNIRs可以同时测量人体的中枢神经系统活动和外周神经系统活动,这一独特优势使其有可能更加清晰地阐明情绪活动的机制^[7]。fNIRs设备利用人体血液中的氧合血红蛋白(HbO)和脱氧血红蛋白(Hbb)对600~800 nm波长的近红外光有特异吸收性^[8],而脑部其他生物组织却在波长范围内相对透明的特性,来测量射入大脑组织的650 nm和760 nm近红外光强的变化,通过Beer-Lambert定律转换获得脑部的血液动力学数据,进而间接得到脑部功能活动变化^[9-10]。因此利用fNIRs研究人体的脑功能活动状态具有生理基础。Hoshi等^[11]采用fNIRs设备研究前额区域与情绪相关的脑功能活动,其中强烈负面图片刺激会诱发VLPFC区域的显著激活,而强烈积极图片刺激会引发左侧DLPFC区域的显著激活。潘津津等^[12]采用fNIRs设备测量受试者的前额区域,从而获得工作状态下的脑部脑力负荷变化。Dieler等^[13]也发现相较于中性或积极情绪内容,负性情绪内容能够显著激活右侧DLPFC区域和右侧VLPFC区域。

为了更加深入地研究情绪响应,研究人员应用多种方法区分人的情绪状态。目前投入情绪识别的研究方法有多种,例如EEG^[14]、面部表情^[15]以及主观问卷。其中EEG应用较多,如Khalili提取脑电数据和外周神经数据的特征,开发了基于二次项辨别的情绪状态分类器,分别实现了66.33%和76.31%的分类正确率^[16]。fNIRs技术作为检测人体脑功能的有效工具,也被引入情绪状态识别研究领域,Hoshi采用fNIRs研究情绪状态,发现了积极和负性情绪刺激下的敏感通道^[17]。Liu等^[18]首次将fNIRs应用于情绪识别,并和脑电技术相结合构建了识别情绪的混合模型。

目前,研究人体情绪状态的目的之一就是要辨别人体情绪状态,从而将其应用到实际中,如人机交互、心理矫正治疗等^[11]。因此,将fNIRs应用于情绪状态生理特征测量,通过建立模型实现对人体情绪状态的评估成为本研究的目的。为了研究情绪活动中的人脑功能性活动,本文主要采用fNIRs技术来探索不同情绪刺激引发的操作者前额区域的差异性情绪神经功能活动,从而研究情绪活动的机制。

2 实验设计

2.1 受试者

采集了15位受试者的数据。所有受试者均为男性,右利手,视力或矫正视力正常,无精神病史。在实验开始前,受试者了解实验内容,签署和提交知情同意书。实验结束后每位受试者获得100元实验补偿费。

2.2 图片素材

为了获得标准统一的实验效果,从国际标准情绪图片库(IAPS)中选取了情绪刺激图片。IAPS由Lang和Bradley开发^[19],作为通用且具有广泛稳定性的愉悦度和唤醒度评价的情绪刺激实验素材库。对于情绪图片的情绪刺激程度采用自我评价模型(SAM)量表评价,受试者从唤醒度和愉悦度两个维度来评价图片情绪刺激的主观感受^[20]。从国际标准图片库中选取了6种类型的图片,每种类型图片各10张,图片情绪类型分别为中性、愉快、有趣、悲伤、伤感以及恐惧,受试者需对每种情绪类型图片组均完成愉悦度和唤醒度评价。实验获得了每种情绪类型图片的愉悦度:恐怖($M=1.81, S=0.54$),中性($M=4.26, S=0.34$),愉快($M=5.47, S=0.33$),有趣

($M=4.09, S=0.38$), 悲伤($M=3.5, S=0.41$), 伤感($M=2.6, S=0.26$), 经过多重测量方差分析, 其不满足 Mauchly 的球形度检验($w=0.182, P=0.018$), 经过 Greenhouse-Geisser 校正 [$F(2.87, 64.014)=90.342, p<0.001$], 6 种情绪类型图片的愉悦度评价存在显著差异。进而通过 Post hoc 检验, 发现 6 种情绪图片组愉悦度的两两比较之间均存在显著性差异($p<0.01$)。每种情绪类型图片的唤醒度为恐怖($M=5.57, S=1.11$), 中性($M=3.75, S=1.14$), 愉快($M=4.94, S=1.12$), 有趣($M=4.32, S=1.16$), 悲伤($M=3.81, S=0.91$), 伤感($M=4.89, S=1.15$), 经过多重测量方差分析, 其不满足 Mauchly 的球形度检验($w=0.078, P<0.001$), 经过 Greenhouse-Geisser 校正 [$F(2.45, 19.61)=13.78, p<0.001$], 6 种情绪类型图片组的唤醒度评价存在显著差异, 通过 Post hoc 检验, 发现多种情绪类型图片的唤醒度两两比较之间存在显著差异。恐惧与中性、恐惧与有趣、恐惧与悲伤之间存在显著性差异(所有 $p<0.01$)。中性与愉快($p=0.02$)、中性与伤感($p<0.001$)之间存在显著性差异。愉快与有趣($p=0.002$)、愉快与悲伤($p=0.006$)之间存在显著差异性。悲伤与伤感($p<0.001$)之间存在显著性差异。从唤醒度和愉悦度的分析比较而言, 可以认为 6 种情绪类型的图片之间存在显著性差异。

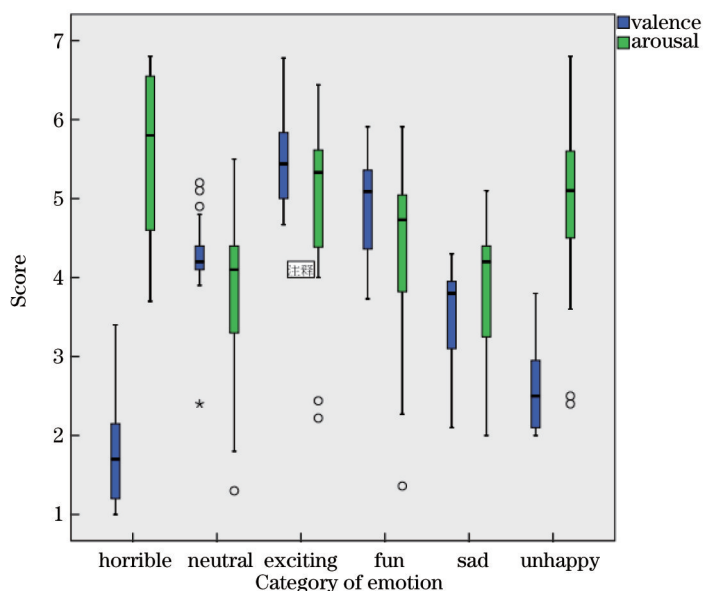


图 1 6 种情绪图片刺激的唤醒度和愉悦度分布

Fig.1 Distribution of arousal and valence of the six emotion type pictures

2.3 范式设计

实验范式采用图片诱发刺激人的情绪状态的方法。主要实验流程如下: 将从 IAPS 库中获取的 6 种情绪图片组作为情绪刺激来源, 共 60 幅图片。实验选用的情绪刺激种类根据 Hu 等^[21]和 Jeon 等^[22]的情绪刺激范例改进而来。实验开始前, 研究人员向受试者讲解唤醒度和愉悦度的评价标准, 并要求受试者在图片刺激后根据自己的主观感受填写唤醒度与愉悦度评价。正式实验时间约为 24 min, 其中前 4 min 为静息态时间。该实验需要受试者在实验过程中保持相对安静与静止, 实验流程如图 2 所示, 该实验流程共 60 个试次。



图 2 实验范式。(a) 总体实验流程; (b) 一个试次的实验流程

Fig.2 Experiment paradigm. (a) Experiment procedure; (b) one trial of experiment

实验数据采集于 fNIRs 设备, 型号为 Artinis Oxymon 功能性近红外光谱仪。实验过程中测量受试者前额部分的血氧数据(4 光源, 4 探测器, 10 通道), 采样率设定为 50 Hz, 具体实验通道设置如图 3 所示。受试者在每次图片刺激后需要填写唤醒度和愉悦度评价。

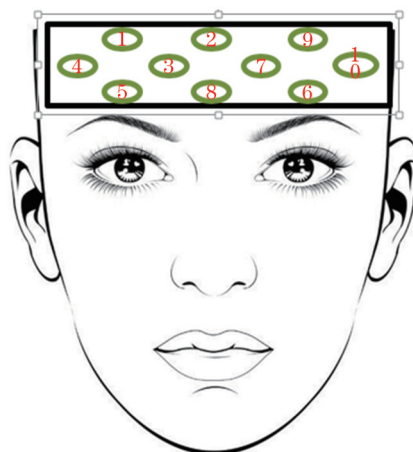


图3 fNIRS通道设置

Fig.3 fNIRS channel location in prefrontal region

3 数据处理

3.1 信号处理

fNIRS 信号中主要存在的两大干扰源是运动干扰和生理干扰。为了获得相对纯净的大脑功能激活信号,需要消除干扰因素。运动伪迹的主要来源是受试者的身体活动,如眨眼和头部晃动等。生理干扰则主要来源于受试者的生理活动,如心跳、呼吸、血压波动、血液流动、毛细血管活动以及自身自发低频振动等引起的血液血氧指标波动^[23]。

采用带通滤波和基于 HbO 与 Hbb 信号相关性的信号改善(CBSI)算法消除信号干扰。带通滤波的频带范围为 0.05~0.5 Hz,主要滤除生理干扰和高频噪声^[24]。基于 HbO 与 Hbb 信号相关性的改进 CBSI 算法是根据两种不同血氧蛋白信号之间的相关性消除突发运动干扰^[25]。CBSI 方法是 Cui 等^[26]提出的一种逐通道滤除运动伪迹的方法,这种方法建立在 HbO 和 Hbb 的变化关系假设上,即人体脑部活动引起的 HbO 和 Hbb 的功能响应之间存在相反的变化趋势,而身体活动对 HbO 和 Hbb 的运动伪迹会呈现较为一致的变化趋势,该特征可以作为校正运动伪迹的根据。改进部分在于本文对实测数据按 5 s 分段,每隔 5 s 采用 CBSI 进行处理,而不是整段数据应用 CBSI,因为运动伪迹是突发、不规则的,对于局部的运动干扰进行处理不会影响其余未受运动干扰的 fNIRS 数据段。多通道的 fNIRS 信号经过数据处理,得到合适的功能响应信号,如图 4 所示,图 4 (a)、(b)均出现了显著的功能响应信号,其中红线代表刺激开始和结束时刻。

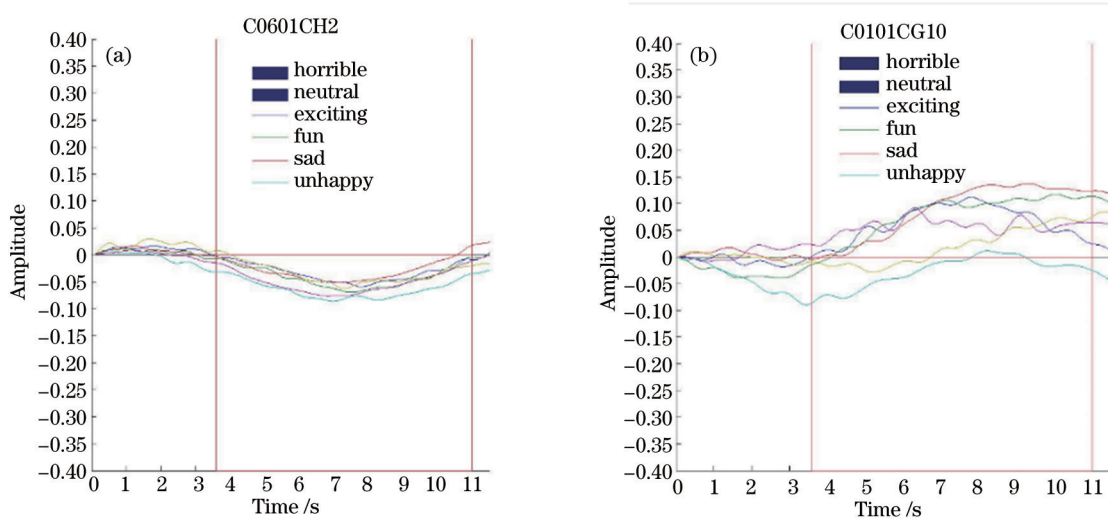


图4 fNIRS 信号的典型激活信号。(a) 含氧血红蛋白信号激活响应;(b) 脱氧血红蛋白信号激活响应

Fig.4 Activated response of fNIRS signals. (a) Activated response of HbO signal; (b) activated response of Hbb signal

3.2 特征处理

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,该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。

均值是图片刺激出现后 1~7 s 内 fNIRs 信号幅值的均值。斜率主要来自于 fNIRs 信号的线性拟合斜率,二次项指数是二次拟合中二次项表达式的二次项系数与一次项系数。功率谱主要提取 5 个特征,分别命名为 T1、T2、T3、T4 和 T5,其各自定义如下。T1 和 T2 均为未减去初值的信号功率谱,T1 为 0.1~1.5 Hz 频带的功率谱幅值,T2 为 1.5~3 Hz 频带的功率谱幅值。T3 和 T4 是减去初值的信号功率谱,T3 为 0.1~1.5 Hz 频带的功率谱幅值,T4 为 1.5~3 Hz 频带的功率谱幅值。T5 是减去初值功率谱后 T3 和 T4 的比值。近似熵(Apen)是描述信号复杂度的指标。

每个通道的信号均采用小波分解,分解为 13 级小波系数。采用 5 个区间的小波系数,其中第 1 区间划分为 0.01~1.56 Hz,第 2 区间为 0.01~0.78 Hz,第 3 区间为 0.01~0.4 Hz,第 4 区间为 0.78~1.56 Hz,第 5 区间为 1.56~3.12 Hz,每个区间均可独立对待。熵是信息论中度量信息量的一个概念,是随机信号、系统以及体系等有序化程度的度量。1948 年,Shannon 在《信息论》中正式提出了信息熵,并由此发展出了阈值熵、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 信号也是具有非稳态、时变特点的随机信号^[27-28],符合熵值的应用范围。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 信号的非线性特性变化。因此,采用阈值熵、香农熵、能量熵、范式熵以及 Sure 熵描述 fNIRs 信号的复杂度变化。各通道信号和各区间分别求取香农熵 E_1 、能量熵 E_2 、范式熵 E_3 、阈值熵 E_4 以及 Sure 熵 E_5 ,5 种熵值的定义分别为

$$E_1 = \sum_i s_i^2 \times \log s_i^2, \quad (1)$$

$$E_2 = \sum_i \log s_i, \quad (2)$$

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

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

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

式中 s 为信号值, p 为阈值, n 为有效信号数。

每个通道的生理特征共计 40 个,如表 1 所示。实验中采集了 10 个通道的 fNIRs 数据,因此总生理特征数量为 400 个。实验设计中,每人的有效数据时间为 20 min,分为 60 个情绪刺激段,每个情绪刺激段为 18~20 s。为了保证采集的实验数据反映受试者的真实情绪响应状态,对每个情绪刺激均取刺激前 4 s 至刺激后 8 s 的时间段,每段图片刺激的有效数据时间为 12 s。

每个通道的信号滤除生理干扰和运动干扰之后,进行特征提取。鉴于筛选生理特征要求,选用了基于支持向量机(SVM)的遗传算法来进行特征筛选,从而获得敏感的生理特征集合。

4 基于支持向量机的分类

采用 SVM 分类方法。SVM 分类方法是一种监督学习方法,需要合适的训练样本数据。针对情绪研究的特点选取三种分类目标,分别根据唤醒度、愉悦度和情绪图片刺激类别划分三种辨别目标。首先,根据研究中采用的 6 种情绪类型图片进行目标分类。其次,由于在研究中唤醒度和愉悦度采用 7 分值评价,因此在类策略研究中将唤醒度和愉悦度评分值进行划分,其具体分类根据如下:

当愉悦度为 1~2 时, $y_i=1$,反映此时受试者处于负性情绪状态;

当愉悦度为 3~5 时, $y_i=2$,反映此时受试者处于中性情绪状态;

当愉悦度为 6~7 时, $y_i=3$,反映此时受试者处于积极情绪状态;

表 1 每个通道的生理特征

Table 1 Physiological features of each channel

Rank	Feature	Rank	Feature
1	Mean	21	Second region Shannon entropy
2	T1	22	Second region log entropy
3	T2	23	Second region Sure entropy
4	T3	24	Second region norm entropy
5	T4	25	Second region threshold entropy
6	T5	26	Third region Shannon entropy
7	Apen	27	Third region log entropy
8	Slope	28	Third region Sure entropy
9	Quadratic coefficient	29	Third region norm entropy
10	Monomial coefficient	30	Third region threshold entropy
11	Shannon entropy of fNIRs	31	Fourth region Shannon entropy
12	Log entropy of fNIRs	32	Fourth region log entropy
13	Sure entropy of fNIRs	33	Fourth region Sure entropy
14	Norm entropy of fNIRs	34	Fourth region norm entropy
15	Threshold entropy of fNIRs	35	Fourth region threshold entropy
16	First region Shannon entropy	36	Fifth region Shannon entropy
17	First region log entropy	37	Fifth region log entropy
18	First region Sure entropy	38	Fifth region Sure entropy
19	First region norm entropy	39	Fifth region norm entropy
20	First region threshold entropy	40	Fifth region threshold entropy

当唤醒度为 1~2 时, $y_2=1$, 反映此时受试者处于低强度唤醒状态;

当唤醒度为 3~5 时, $y_2=2$, 反映此时受试者处于中等强度唤醒状态;

当唤醒度为 6~7 时, $y_2=3$, 反映此时受试者处于高强度唤醒状态。

根据三个分类目标, 将每次数据的 60 个数据点, 根据唤醒度、愉悦度和情绪种类的分类标准分别进行划分, 随机选 2/3 数据点(共 40 个数据)作为训练样本, 其余 20 个数据点作为测试数据。

SVM 采用核函数来实现对非线性数据集的分类, 而核函数在应用中体现出极大的优越性和泛用性, 研究中采用了高斯核函数(RBF)作为 SVM 分类的核函数。由于训练数据较少, 因此采用交叉验证参数寻优算法实现 SVM 分类器的自动寻优, 该方法能够较快地获取最优参数。采用 Matlab 中的 Libsvm 工具箱来实现 SVM 分类构成。

为了较好地提取出反映受试者情绪状态的生理特征, 采用基于支持向量机的递归特征筛选(SVM-RFE)算法, 该方法根据 SVM 在训练时生成的权向量 w 来构造排序系数, 每次迭代去掉一个排序系数最小的特征属性, 最终得到所有特征属性的递减排序。经典的 SVM-RFE 采用线性核函数, 推广到非线性情况, 这里采用的是 RBF 核函数, 采用的排序系数为

$$R = \frac{1}{2} \alpha^T Q \alpha - \frac{1}{2} \alpha^T Q(-i) \alpha, \quad (6)$$

$$Q_{ij} = K(x_i, x_j), \quad (7)$$

式中 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_n]$, $Q(-i)$ 表示第 i 个特征被移除时的 Q 矩阵值^[29], 这是经典 SVM-RFE 算法推广到非线性情况下所采用的特征排列系数。

5 实验结果

5.1 统计分析结果

根据数据处理结果, 情绪响应的均值、拟合斜率和近似熵等作为敏感特征均采用多重测量方差分析

(ANOVA)完成检验。其统计分析结果如下:根据愉悦度与唤醒度评价,可以发现相对均值、拟合斜率和近似熵三个指标均出现了显著性差异,其他生理特征并没有表现出广泛的显著差异性。

愉悦度目标的fNIRs响应的相对均值变化不明显,显著上升的通道有通道1、4、5(受试者08、11、12、15, $p < 0.05$),无显著下降的通道。fNIRs响应的斜率变化较为明显,在通道1、3、4、5、6、7、10存在显著差异(受试者02、03、04、08、09、10、11、12、15, $p < 0.05$)。而引入近似熵经过方差分析可知,出现显著差异的通道主要有1、3、4、5、6、9、10(受试者01、03、11、14, $p < 0.05$)。

针对唤醒度目标的fNIRs响应的相对均值变化不明显,显著上升的通道有1、2、5(受试者01、07、08、11, $p < 0.05$),无显著下降的通道。fNIRs响应的斜率变化较为明显,在通道1、2、3、5、7、10存在显著差异(受试者01、03、06、08、10、11, $p < 0.05$)。而引入近似熵经过方差分析可知,出现显著差异的通道主要有1、2、3、4、5、6、10(受试者03、04、06、10、11、15, $p < 0.05$)。

5.2 模式识别结果

分别根据情绪种类、唤醒度和愉悦度的标签划分,获取每位受试者基于分类策略的分类正确率,结果如表2~4所示。

表2 情绪种类分类正确率
Table 2 Accuracy of emotion category classification

Participant	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	13	14	15	Mean accuracy
Accuracy /%	59.30	54.23	79.66	62.71	55.93	69.49	71.18	88.13	81.35	52.54	59.32	75.86	57.62	81.35	74.57	68.21

表2是将每个受试者全部400个生理特征输入情绪种类分类器得到的结果。由表2可知,情绪种类分类的平均正确率为68.21%,其中08号受试者的情绪分类正确率最高,为88.19%,03、09、14号受试者也实现了相对较高的分类正确率,其余10位受试者的分类正确率低于75%。

由表3可知,针对愉悦度的目标分类中,将全部生理特征和部分生理特征(20个、40个、80个)作为SVM模型输入,将受试者愉悦度评价作为目标。受试者02、03、08、09、10、11、12实现了较高的分类正确率,然而其他受试者分类正确率不高,如04、05号受试者的分类正确率很低。分类正确率不均衡的原因可能是受试者之间生理特征的个体差异性。随着应用生理特征的增多,部分受试者的分类正确率并没有升高,反而出现下降,如05、07号受试者,可能是由于随机选取的训练样本存在差异,导致目标分类正确率出现上下波动,但是分类正确率变化趋势仍旧一致。

表3 愉悦度分类正确率
Table 3 Accuracy of valence classification

Participant	Accuracy of valence classification /%			
	All features	20 features	40 features	80 features
01	74.57	74.58	71.186	76.27
02	89.83	91.53	86.44	86.44
03	83.05	89.83	91.52	89.83
04	62.01	69.49	54.23	54.23
05	62.71	64.80	62.88	62.06
06	71.18	71.19	66.101	72.88
07	77.96	72.88	61.01	72.71
08	94.915	94.92	93.22	93.22
09	94.915	96.61	98.30	98.30
10	86.20	82.76	87.93	81.03
11	86.35	76.27	77.96	77.96
12	89.44	84.75	89.83	89.83
13	74.57	67.80	74.57	76.27
14	72.41	56.90	70.68	65.51
15	74.57	69.49	71.186	71.18
Mean accuracy	81.11	77.78	77.802	75.98

采用唤醒度作为分类器目标,实现了91%的分类正确率,采用SVM-RFE算法筛选特征之后,选取前20、40、80个生理特征,并将其分类正确率在表4中列出。发现采用40个生理特征能够实现较好的人体情绪预测效果,与全部生理特征预测分类的效果大致相同,平均分类正确率均为78%。

采用唤醒度和愉悦度作为SVM分类研究的目标主要是探讨fNIRs方法能否反映出受试者的情绪响应,而且受试者针对6种情绪图片刺激的唤醒度和愉悦度评价指标证明了受试者的情绪出现了显著差异。从愉悦度、唤醒度分类和二者的主观评价说明了受试者的情绪诱发效果,并且事件相关的分析也证明了受试者大脑的HbO信号和Hbb信号均出现了功能性响应,如图4所示,01和06号受试者均出现了显著的激活响应。

为了获知情绪研究中fNIRs各信号通道和生理特征在分类中的贡献,统计了唤醒度与愉悦度的各通道敏感生理特征数量,结果如图5所示。由图5可以发现愉悦度分类正确率较高的受试者第5和第6通道的敏

表4 唤醒度分类正确率

Table 4 Accuracy of arousal classification

Participant	Accuracy of arousal classification /%			
	All features	20 features	40 features	80 features
01	67.79	50.85	67.79	71.186
02	72.32	69.49	72.32	76.27
03	69.49	76.27	69.49	76.27
04	69.49	61.02	69.49	67.79
05	77.96	76.27	77.96	71.18
06	86.44	62.71	86.44	74.57
07	81.35	72.88	81.35	77.96
08	86.44	88.14	86.44	74.57
09	91.52	84.75	91.52	86.44
10	81.03	84.48	81.03	77.58
11	81.35	79.66	81.35	77.96
12	83.05	88.14	83.05	88.13
13	79.66	76.27	79.66	86.44
14	82.75	84.48	82.75	75.86
15	71.18	79.66	71.18	67.79
Mean accuracy	78.78	75.67	78.78	76.66

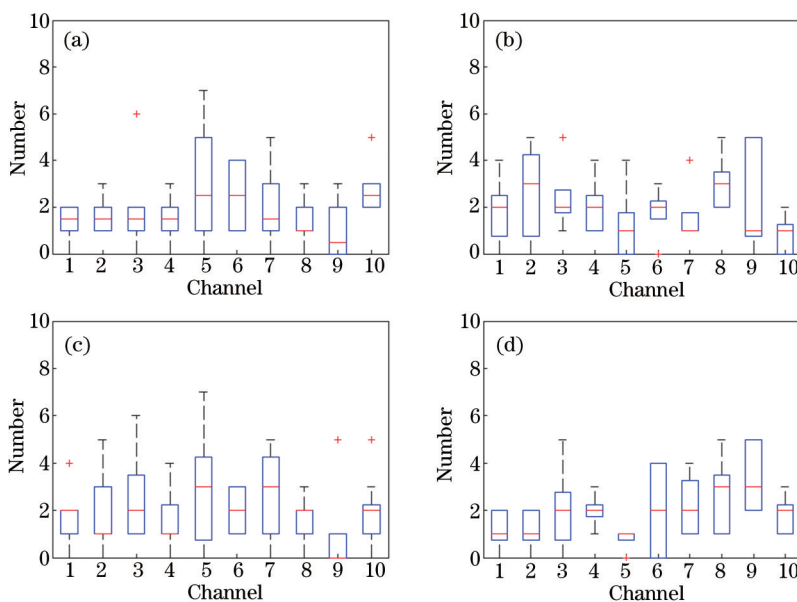


图5 敏感通道比较。(a)唤醒度分类正确率高的受试者敏感通道分布;(b)唤醒度分类正确率低的受试者敏感通道分布;

(c)愉悦度分类正确率高的受试者敏感通道分布;(d)愉悦度分类正确率低的受试者敏感通道分布

Fig.5 Comparison of sensitive channels. (a) Distribution of sensitive channels with high accuracy in arousal classification;

(b) distribution of sensitive channels with low accuracy in arousal classification; (c) distribution of sensitive channels

with high accuracy in valence classification; (d) distribution of sensitive channels with low accuracy in valence classification

感生理特征数量多于其他受试者。而唤醒度分类正确率较高的受试者第5通道的敏感特征数多于其他受试者。根据fNIRs的通道设计,可以发现其第5和第6通道主要位于前额OFC区域,与之前研究的情况相符合^[5]。

6 讨 论

目前,fNIRs的情绪状态识别还是一个需要探索的领域。尽管借助多种生理测量手段,情绪状态研究已经深入到研究人体情绪状态变化机制的程度,但是将情绪研究的成果应用于实际生活中却是一大难点。当前情绪研究的结果主要有三个结论:1)前额区域的情绪响应呈现偏侧性特点;2)EEG技术能够在较低频带范围(通常为theta和delta频带)与情绪响应的血液动力学变化相关联;3)外周神经系统的变化与前额的变化是一致的。上述结论为区分人体情绪状态提供了理论支持,然而并未解决人体的情绪状态区分问题。

尽管目前研究中采用了负性、中性与积极情绪刺激,然而积极和负性刺激并不纯净,如负性情绪有可能由愤怒、恐惧、厌恶等组成,诱发的情绪状态存在差异,不能较好地反映实际生活中的情绪变化^[17,22],因此需要采用相对纯净的情绪刺激诱发较为明显的变化。研究中采用了6种情绪种类图片刺激,但6种情绪图片刺激的分类结果并不理想,平均正确率只有68.21%。原因可能是不同的受试者对于情绪刺激的响应存在不同模式,受试者之间对于情绪刺激的结果也存在差异,不同受试者在面对相同的情绪刺激时可能会产生相反的血流动力学响应^[16]。因此需要细致分析不同情绪刺激造成的响应,并提取出相关的生理特征。

研究中将唤醒度和愉悦度作为情绪响应的分类目标相对合理,能够从不同维度描述人体的情绪状态变化。国内外研究中通过唤醒度和愉悦度两个指标能够较好地两个维度阐述不同的情绪种类,如负性情绪和积极情绪分别对应着高唤醒度和低唤醒度^[7],但是也存在受试者之间的不平衡问题。愉悦度主要是由内部的喜爱厌恶系统决定,而唤醒度评价则来源于情绪的综合作用,其中人体内部情绪警惕防卫系统与负性情绪内容相关。尽管fNIRs方法能够为研究提供关于情绪响应的血氧水平变化曲线,然而很难为分类结果提供较为一致的解释,尤其是不同情绪图片对人的情绪状态产生的差异性影响。针对这种情况,需要进行深入细致的分析。多种分类的结果也证明了人体的情绪响应能够在前额背外侧区域体现,图5的敏感通道汇总也证实了前人关于情绪区域的发现。各位受试者的分类正确率存在差异,这可能是由于短时间内接受了不同的情绪刺激,从而造成情绪状态之间存在互相干扰。

统计检验结果发现,fNIRs的斜率和近似熵体现的显著性差异较为明显,且敏感通道主要集中在前额区域的背外侧和眶额位置。fNIRs信号均值的显著上升则说明右外侧前额区域得到了激活,这与其他研究的位置相符合。斜率、均值是fNIRs研究中普遍用到的生理特征,大量研究也表明fNIRs的均值和斜率变化是体现头部功能响应的主要指标^[30-31],可是研究也说明均值和斜率在受试者情绪分类中的贡献存在差异。近似熵作为一个新引入的生理特征变量,在统计检验中针对不同的情绪存在显著性差异,目前还未能阐释其在情绪研究中的差异来源,近似熵对情绪状态的描述作用是下一步的研究方向。

7 结 论

研究目的是采用fNIRs测量人脑的血氧变化数据并实现对人体情绪状态的分类识别,尽管情绪种类的分类平均正确率处于68%的水平,但是基于唤醒度和愉悦度评价的分类结果较为可靠,部分受试者的情绪状态分类器模型能够实现90%以上的分类正确率。因此采用fNIRs来测量人脑前额皮层并提取生理特征用于建立情绪状态识别模型是可行的,在此基础之上,可以开展进一步的情绪研究,以探索情绪活动机制。此外,引入新的生理特征对于情绪状态识别非常必要,研究发现从fNIRs信号中提取出的近似熵适用于反映情绪状态变化。

参 考 文 献

- 1 Tuscan L A, Herbert J D, Forman E M, *et al.*. Exploring frontal asymmetry using functional near-infrared spectroscopy: A preliminary study of the effects of social anxiety during interaction and performance tasks[J]. *Brain Imaging & Behavior*, 2013, 7(2): 140-153.
- 2 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(2): 1-5.

- 3 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.
- 4 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.
- 5 Davidson R J, Putnam K M, Larson C L. Dysfunction in the neural circuitry of emotion regulation — a possible prelude to violence[J]. *Science*, 2000, 289(5479): 591–594.
- 6 Balconi M, Lucchiari C. Consciousness and arousal effects on emotional face processing as revealed by brain oscillations. A gamma band analysis[J]. *International Journal of Psychophysiology*, 2008, 67(1): 41–46.
- 7 Balconi M, Grippa E, Vanutelli M E. What hemodynamic (fNIRS), electrophysiological (EEG) and autonomic integrated measures can tell us about emotional processing[J]. *Brain & Cognition*, 2015, 95: 67–76.
- 8 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.
- 9 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.
- 10 Wu Chunyang, Lu Qipeng, Ding Haiquan, *et al.*. Noninvasive blood glucose sensing with near-infrared spectroscopy based on interstitial 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.
- 11 Hoshi Y, Huang J, Kohri S, *et al.*. Recognition of human emotions from cerebral blood flow changes in the frontal region: A study with event-related near-infrared spectroscopy[J]. *Journal of Neuroimaging*, 2009, 21(2): 94–101.
- 12 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.
- 13 Dieler A C, Plichta M M, Sler T, *et al.*. Suppression of emotional words in the Think/No-Think paradigm investigated with functional near-infrared spectroscopy[J]. *International Journal of Psychophysiology*, 2010, 78(2): 129–135.
- 14 Sourina O, Wang Q, Liu Y, *et al.*. A real-time fractal-based brain state recognition from EEG and its applications[C]. *Proceedings of the International Conference on Bio-Inspired Systems and Signal Processing*, Rome, 2011: 82–90.
- 15 Lischke A, Berger C, Prehn K, *et al.*. Intranasal oxytocin enhances emotion recognition from dynamic facial expressions and leaves eye-gaze unaffected[J]. *Psychoneuroendocrinology*, 2012, 37(4): 475–481.
- 16 Khalili Z, Moradi M H. Emotion recognition system using brain and peripheral signals: Using correlation dimension to improve the results of EEG[C]. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 2009: 1571–1575.
- 17 Hoshi Y, Huang J, Kohri S, *et al.*. Recognition of human emotions from cerebral blood flow changes in the frontal region: A study with event-related near-infrared spectroscopy[J]. *Journal of Neuroimaging*, 2009, 21(2): 94–101.
- 18 Liu Y, Sourina O, Nguyen M K. Real-time EEG-based emotion recognition and its applications[M]. // *Transactions on Computational Science XII*, 2011, 6670: 256–277.
- 19 Lang P J, Bradley M M, Cuthbert B N. *International affective picture system (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual* [R]. University of Florida, 2008, Technical Report A–8.
- 20 Bradley M M, Lang P J. Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential[J]. *Journal of Behavior Therapy & Experimental Psychiatry*, 1994, 25(1): 49–59.
- 21 Hu T Y, Xie X, Li J. Negative or positive? The effect of emotion and mood on risky driving[J]. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology & Behaviour*, 2013, 16: 29–40.
- 22 Jeon M, Walker B N, Yim J B. Effects of specific emotions on subjective judgment, driving performance, and perceived workload[J]. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology & Behaviour*, 2014, 24: 197–209.
- 23 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.
- 24 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.
- 25 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.
- 26 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*, 2010, 49(4): 3039-3046.
- 27 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.
- 28 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.
- 29 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.
- 30 Naseer N, Hong K S. Classification of functional near-infrared spectroscopy signals corresponding to the right- and left-wrist motor imagery for development of a brain-computer interface[J]. *Neuroscience Letters*, 2013, 553(8): 84-89.
- 31 Kaiser V, Bauernfeind G, Krelinger A, *et al.*. Cortical effects of user training in a motor imagery based brain-computer interface measured by fNIRS and EEG[J]. *NeuroImage*, 2014, 85(1): 432-444.

栏目编辑: 吴秀娟