

# 基于脑电信号的情绪状态识别算法研究

王春晨<sup>1</sup>,文治洪<sup>1</sup>,王航<sup>1</sup>,余明<sup>2</sup>,杨鹏程<sup>3</sup>,杨琳<sup>1</sup>,代静<sup>1</sup>,曹新生<sup>1</sup>

(1.空军军医大学航空航天医学系,西安 710032;2.军事科学院系统工程研究院卫勤保障技术研究所,天津 300161;3.陆军第947医院质控信息科,新疆喀什 844200)

**[摘要]** 目的:构建一种情绪状态识别算法,以实现平静和压力2种情绪状态的准确、可靠识别。方法:基于生理信号情绪分析数据库(Database for Emotion Analysis using Physiological Signals,DEAP),对受试对象脑电信号进行5个频段的频域分析,提取特征参数,采用随机森林方法进行全部特征参数重要性排序,根据特征参数重要性排序结果利用支持向量机(support vector machine,SVM)算法、按照十折交叉验证测试方法进行特征子集选择操作,依据测试结果确定最佳特征子集。将最佳特征子集作为输入参数,利用SVM建立情绪状态识别算法,并进行算法性能评价实验。实验的对照组采用全部特征参数作为输入参数建立的情绪状态识别算法。选用的性能评价指标包括准确率、F1分数、ROC曲线和AUC。结果:基于最佳特征子集建立的情绪状态识别算法在DEAP上进行的性能评价实验结果显示,识别准确率达到89.17%,F1分数为0.878 7,AUC值为0.977 8。从实验结果来看,基于最佳特征子集建立的算法与全部特征参数建立的情绪状态识别算法的情绪识别性能相近,但基于最佳特征子集建立算法能够采用更少的脑电频域特征信号准确识别情绪状态,同时能够防止算法出现过拟合现象。另外,通过查阅文献发现,基于特征选择建立的情绪状态识别算法在识别准确率方面优于其他2种情绪状态识别方法。结论:构建的基于脑电信号的情绪状态识别算法通过有效的特征选择能够高效、可靠地识别不同情绪状态。

**[关键词]** 情绪识别;脑电信号;特征选择;特征子集;支持向量机

**[中国图书资料分类号]** R318.04 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1003-8868(2020)02-0020-06

DOI:10.19745/j.1003-8868.2020030

## Research on emotional state recognition algorithm based on EEG signals

WANG Chun-chen<sup>1</sup>, WEN Zhi-hong<sup>1</sup>, WANG Hang<sup>1</sup>, YU Ming<sup>2</sup>, YANG Peng-cheng<sup>3</sup>, YANG Lin<sup>1</sup>, DAI Jing<sup>1</sup>,  
CAO Xin-sheng<sup>1</sup>

(1. Department of Aerospace Medicine, Air Force Military Medical University, Xi'an 710032, China; 2. Institute of Medical Support Technology, Academy of System Engineering of Academy of Military Science of Chinese PLA, Tianjin 300161, China; 3. Department of Information and Quality Control, Army 947th Hospital, Kashgar 844200, Xinjiang Wei Autonomous Region, China)

**Abstract Objective** To propose an emotional state recognition algorithm to realize accurate and reliable recognition of calm and stress states. **Methods** The frequency domain analysis of EEG signals in five frequency bands was carried out based on the Database for Emotion Analysis using Physiological Signals (DEAP), and the feature parameters were extracted. The importance of all the feature parameters was ranked by the method of random forest. The feature subset selection was executed with the importance of the feature parameters, the support vector machine (SVM) algorithm and 10-fold cross validation, and the optimal feature subset was found based on the testing results. SVM was used to establish an emotional state recognition algorithm with the optimal feature subset as the input parameter, and the performances evaluation experiment was carried out for the algorithm. In the control group all the feature parameters were input to construct the algorithm. The selected performance evaluation indexes included accuracy, F1 score, receiver operating characteristic (ROC) curve and area under curve (AUC). **Results** The performance evaluation results of the algorithm based on the optimal feature subset showed that the recognition accuracy was 89.17%, F1 score was 0.878 7 and AUC value was 0.977 8. From the experimental results, the algorithm based on the optimal feature subset was similar to the algorithm based on all the feature parameters, while the former behaved better in fewer EEG frequency-domain feature signals adopted and avoiding of overfitting. Additionally, literature review proved the algorithm based on feature selection gained advantages over the other two methods for emotion recognition. **Conclusion** The emotion state recognition algorithm based on EEG signals recognizes different emotion states efficiently and reliably through effective feature selection. [Chinese Medical Equipment Journal, 2020, 41(2):20-25]

**Key words** emotion recognition; EEG signal; feature selection; feature subset; support vector machine

## 0 引言

情绪是人类与外界交流的重要媒介,是人类心理生理状态发生变化后的综合效应体现,不同情绪状态直接影响人类的认知状态和行为能力。研究发现,平静和压力状态下的情绪差异对认知功能和作业效率影响极为显著,因此准确识别情绪状态在诸如航空航天飞行安全、长途车辆驾驶疲劳等研究方面均具有重要意义<sup>[1-4]</sup>。但是情绪发生机制非常复杂,难以依靠单一的实验室检测指标进行准确识别。目前脑神经科学和脑认知科学研究表明,情绪状态是大脑意识形态方面的体现,情绪的变化与大脑皮层的活动机制关系密切,因此根据脑部电信号变化情况能够实现对情绪状态的准确识别<sup>[5-7]</sup>。脑电图(electroencephalogram, EEG)是记录大脑皮层神经活动的一种电生理信号,是显示脑部电信号变化的重要途径<sup>[8]</sup>。随着生理检测传感技术的快速发展,EEG检测技术逐渐成熟,基于EEG的情绪状态识别成为脑神经科学领域的重要研究方向。

目前,基于脑电信号的情绪状态识别工作大多是通过有监督的分类机器学习算法完成<sup>[9-11]</sup>。但是脑电信号非常复杂,研究过程能够提取到大量特征参数,在机器学习算法构建过程中容易出现特征冗余,易引发算法识别结果发生过拟合现象,因此,识别算法的构建过程中,除了常规的训练学习,还需要进行可靠的特征选择,筛选与情绪状态切实相关的脑电信号特征参数。

本研究拟采用机器学习算法设计一种情绪状态识别算法,实现对不同情绪状态的准确、可靠识别。选用32通道EEG频域信号作为算法构建的特征参数,通过特征选择操作得到算法构建的最佳特征子集(特征选择可以有效避免机器学习出现过拟合现象),并且选用准确率(accuracy, ACC)、F1分数(F1 score, F1\_score)等多项指标评价对算法的情绪状态识别性能进行评价。

## 1 实验方法

### 1.1 数据来源

本文使用的受试对象及实验数据均来自公开的生理信号情绪分析数据库(Database for Emotion Analysis using Physiological Signals, DEAP)。DEAP<sup>[12]</sup>是一个用来分析受试者情绪状态的多模态数据库,记录

了32名健康受试者参与情绪实验过程的全部32通道脑电信号和眼电、肌电及皮电等8项生理信号,并记录了受试对象情绪状态的量化评分。实验过程如下:每名受试者分别观看40段时长1 min的音乐视频,观看完每段视频后进行情绪状态量化评分。情绪状态评价指标由4个部分组成,分别是唤醒度(arousal)、愉悦度(valence)、喜好度(liking)和受支配度(dominance),打分范围均为1~9分。

### 1.2 数据预处理

首先对实验采集的原始数据进行预处理操作,操作内容主要包括:(1)降低采样频率:将原始信号的采样频率从512 Hz降为128 Hz;(2)滤波处理:进行0.5~45.0 Hz的带通滤波操作,并进行数字滤波去除肌电、工频等噪声;(3)分割采集的各项数据:根据实验状态不同,将采集信号分割成3 s基线信号和60 s任务态信号;(4)伪迹处理:去除眼电伪迹;(5)基线校正:将任务态信号的幅值减去基线信号幅度的均值。

### 1.3 特征参数提取

本文根据记录的valence和arousal值将受试者情绪状态划分为平静状态(label=0)和压力状态(label=1)两类,划分标准为:(1)如果valence在4~6之间且arousal<4,则判定该受试者处于放松平静状态;(2)如果valence<3且arousal>5,则判定该受试者处于压力状态。根据设定的划分标准从32名受试者(DEAP)进行的1 280(40×32)次实验样本中提取用于本文研究的实验样本(共270个),其中141个为平静状态样本,129个为压力状态样本。

本文算法构建的特征参数来源于实验过程采集的32通道EEG。根据频段不同,EEG可以分为delta、theta、alpha、beta和gamma 5个频段,脑功能信息差异能够引发上述5个频段能量的变化。因此,对EEG进行频域操作处理,采用上述5个频段的功率值作为情绪状态识别的特征参数。EEG 5个频段平均功率值是基于快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)展开获得的,具体流程如下:

(1)基线校正:求取前3 s EEG的平均幅值作为基线幅值,将后60 s任务态EEG幅值逐一减去基线幅值,得到校正后的EEG。

(2)信号分段:将60 s任务态EEG每3 s分割成一段新的EEG,一次任务态EEG可分成20段新的任务态EEG。

(3)对长度为3 s的EEG进行FFT,将变换后

作者简介:王春晨(1990—),男,硕士,助教,主要从事航空航天人机工效学教学和研究,E-mail:ccwang@fmmu.edu.cn。

EEG 频域信号带入公式(1),最终求得  $m$  频段 EEG 平均功率值  $P_m$ :

$$P_m = -10 \times \lg \left( \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N |X_m(i)|^2 \right) \quad (1)$$

其中,  $X_m$  是  $m$  频段 EEG 信号的 FFT 结果,  $m$  频段表示 delta、theta、alpha、beta 和 gamma 5 个频段;  $N$  为对应所求频段 EEG 频域信号长度。

通过对全部实验样本 EEG 进行频域操作,最终得到的特征参数为 160(32×5)个,用于算法训练测试的样本总数为 5 400(270×20)个。

#### 1.4 特征参数选择

本文对 DEAP 中的 EEG 数据进行了特征提取操作,共提取 160 个特征参数。分类算法设计中特征参数数量过多容易出现较多的冗余参数,导致算法存在两方面缺陷<sup>[13]</sup>:(1)基于数量过多的特征参数集训练学习建立的算法易发生过拟合现象,使得算法实际使用过程中可靠性不足;(2)使用数量过多的特征参数集使得算法训练和测试过程运算量过大,对设备性能要求较高,导致算法工作效率低下。因此需要对特征参数进行选择操作。本文根据特征参数的重要性排序和特征参数实际应用效果,去除冗余特征参数,寻找最佳的特征子集,完成对特征参数的选择操作。本文选用随机森林算法对全部特征参数与情绪状态的相关程度进行分析,并基于特征参数重要性排序结果进行最小特征子集寻优工作,工作流程如图 1 所示。根据特征参数重要性排序结果,按照特征子集个数由少到多逐次进行算法测试实验,测试过程采用十折交叉验证方法,并根据多项评价指标对每个特征子集的测试结果进行可靠评价,最终获得最佳特征子集,完成算法的特征参数选择操作。

#### 1.5 算法设计及性能分析

##### 1.5.1 算法设计

本文选用支持向量机(support vector machine, SVM)算法对受试者脑电特征信号进行训练学习,以进行情绪状态识别工作。SVM 算法的主要原理是根据训练数据集的特点,在三维空间内拟合实现一种最优的分类超平面,以实现测试数据集的分类任务。该算法简单高效,稳定性和鲁棒性强,广泛应用于二分类机器学习领域<sup>[14-15]</sup>。

根据前文进行的特征参数重要性排序和特征选择的结果,本文最终选择重要性评分排序前 67 个特征参数作为最佳特征子集。将最佳特征子集和全部

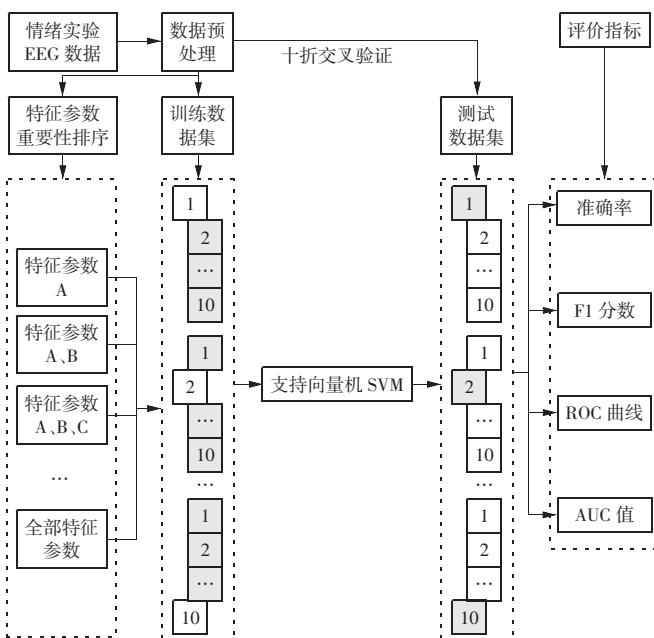


图 1 特征子集寻优工作流程示意图

160 个特征参数分别作为 SVM 分类算法的输入参数,进行情绪状态识别算法性能的对比评价实验。实验选择 DEAP 中全部实验样本作为数据样本。根据实验结果,分析评价最佳特征子集作为输入参数建立的情绪状态识别算法的识别效果。

##### 1.5.2 评价指标

本文将情绪的压力和平静状态作为标签变量,进行情绪状态的二分类算法设计工作。算法性能评价指标主要包括 ACC、F1\_score、ROC 曲线和 AUC 4 类参数。综合上述多种指标对情绪识别算法性能效果进行评价。根据性能评价指标计算的需要,将平静和压力情绪状态分别定义为正面和负面情绪状态。其中 ACC 和 F1\_score 指标计算公式如下:

$$ACC = \frac{TN+TP}{TP+FP+FN+TN} \quad (2)$$

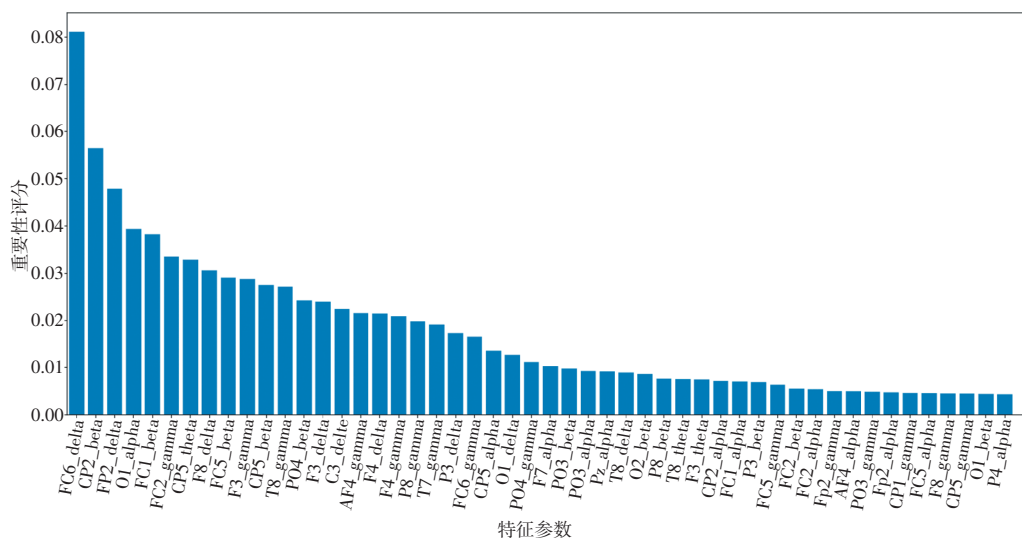
$$F1\_score = 2 \times \frac{[TP/(TP+FP)] \times [TP/(TP+FN)]}{TP/(TP+FP) + TP/(TP+FN)} \quad (3)$$

其中,TP、FP、TN、FN 分别表示正确识别的正面情绪样本数、错误识别的正面情绪样本数、正确识别的负面情绪样本数、错误识别的负面情绪样本数。

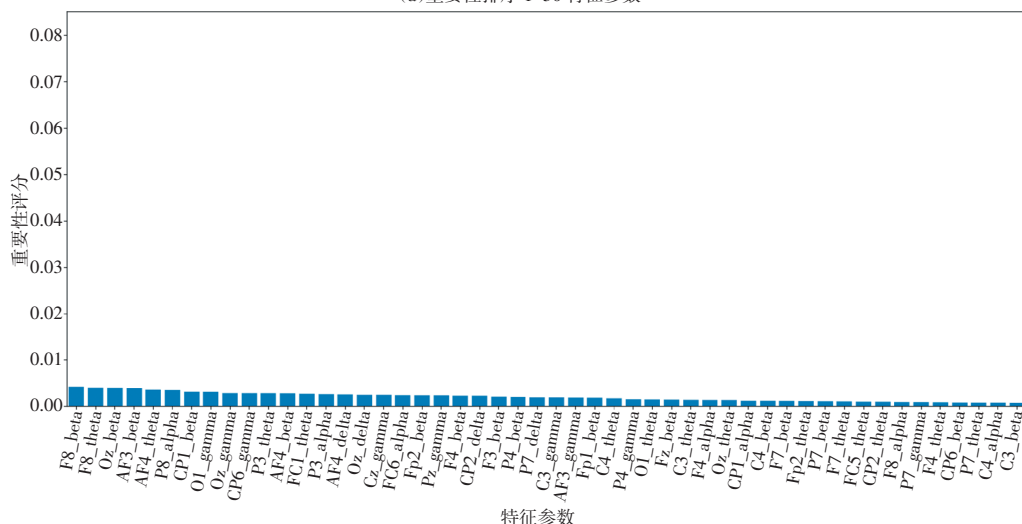
## 2 实验结果

采用随机森林算法对提取的全部特征参数进行重要性排序,得到的结果如图 2 所示,其中与情绪状态相关性较强的前 10 项特征参数分别是 FC6\_delta、CP2\_beta、Fp2\_delta、O1\_alpha、FC1\_beta、FC2\_gamma、CP5\_theta、F8\_delta、FC5\_beta、F3\_gamma。结合特征参数重要性排序结果,将特征参数逐次递增作为输

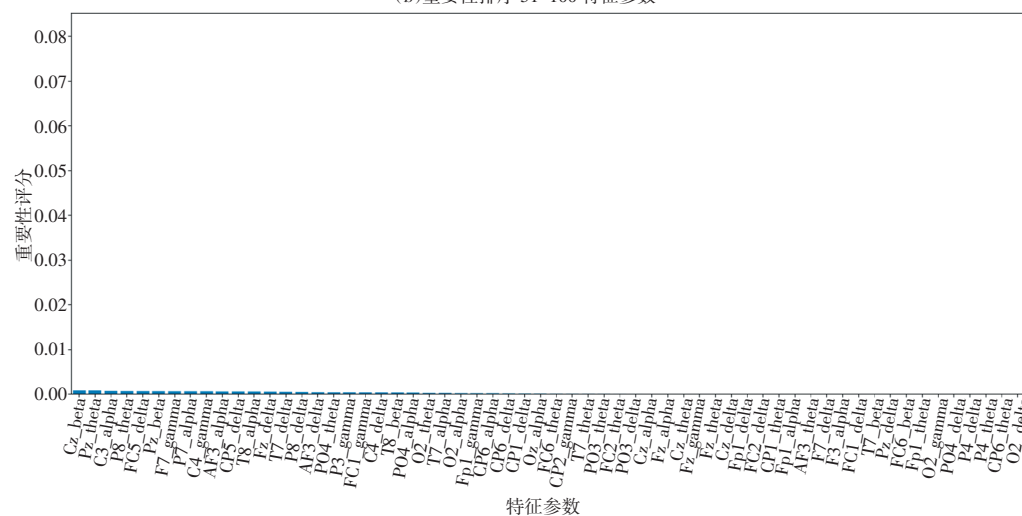




(a)重要性排序 1~50 特征参数



(b)重要性排序 51~100 特征参数



(c)重要性排序 101~160 特征参数

图2 特征参数重要性排序

入参数建立情绪状态识别算法,根据算法的3种性能指标比较分析每个特征子集对情绪状态的识别效果,得到的结果如图3所示。综合ACC、F1\_score和AUC值3项评价指标分析发现重要性排序前67个

参数作为特征子集输入至识别算法能够得到最佳ACC和F1\_score,此时AUC值趋于稳定。本文选用重要性排序前67个参数和全部160个特征参数分别作为输入参数建立的情绪状态识别算法的性能评价对比实验结果如表1和图4所示。从表1中可以看出,基于最佳特征子集的情绪状态识别的ACC为89.17%,F1\_score为0.8787,AUC值为0.9778;基于全部特征参数的情绪状态识别的ACC为93.80%,F1\_score为0.9362,AUC值为0.9868。

### 3 讨论

基于最佳特征子集和全部特征参数进行情绪状态识别算法性能评价的实验结果显示,本文基于特征选择方法得到的最佳特征子集建立的算法在情绪状态识别的ACC、F1\_score和AUC值方面与基于全部特征参数建立的算法识别性能相近,但是本研究基于特征参数选择方法建立的

识别算法能够利用更少的EEG频域信号进行情绪状态识别,同时能够有效地防止算法出现过拟合现象。表2为本文设计的算法在情绪识别准确率方面与其他2种同类型情绪状态识别研究成果的对比结

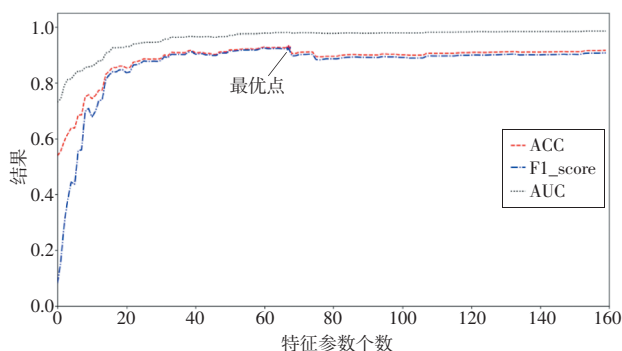


图3 不同特征子集情绪识别的3种性能指标结果

表1 情绪状态识别算法性能评价实验结果

输入参数类型	特征参数个数	ACC/%	F1_score	AUC
全部特征参数	160	93.80	0.936 2	0.986 8
最佳特征子集	67	89.17	0.878 7	0.977 8

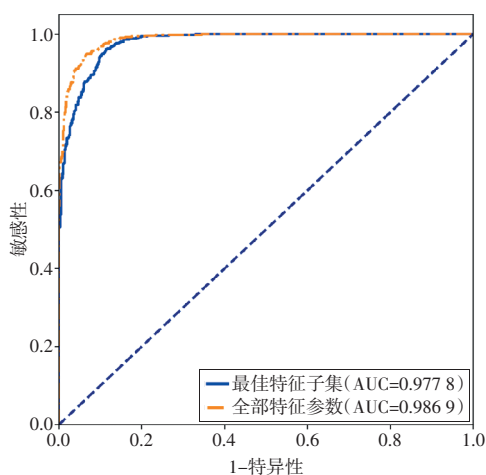


图4 情绪状态识别算法性能评价实验的ROC曲线

表2 基于DEAP的多项研究与本文研究结果对比

算法	特征参数	ACC/%
Zhang 等 <sup>[9]</sup> 的算法	各频段分别作为特征参数,多个识别算法结果平均处理	81.69
Ali 等 <sup>[10]</sup> 的算法	4通道频域信号	86.12
本文算法	32通道频域信号	89.17

果。通过对比可以发现,本文设计的情绪状态算法识别的ACC达到89.17%,而Zhang等<sup>[9]</sup>基于单个频段求平均的情绪识别算法识别的ACC仅为81.69%,Ali等<sup>[10]</sup>采用4通道脑电信号设计的情绪识别算法识别的ACC为86.12%,均低于本文设计的情绪状态算法的识别效果。分析原因发现:(1)Zhang等<sup>[9]</sup>在进行情绪状态识别建模过程中,将脑电信号5个频段分别作为特征参数进行建模,再对建立的多个识别算法结果进行平均处理,这样忽视了脑电信号不同频段之间的关联作用。(2)Ali等<sup>[10]</sup>采用4通道的脑电信号作为情绪识别算法的输入参数,已有研究

表明情绪状态与多个脑功能相关,仅采用4通道脑电信号作为情绪识别的参考信号难以表示整个脑功能区的状态,导致情绪状态识别性能不完善。(3)本文一方面选用32通道的脑电信号作为算法学习训练的输入参数,特征参数的提取更加全面,能够表示与情绪相关的多个脑功能区的状态;另一方面在算法设计过程中加入特征参数选择操作,选择最佳的特征子集作为建立情绪状态识别算法的基础,特征选择操作过程较其他研究更加全面,这样能够去除与情绪无关的脑电信号,提高了算法识别效率,避免了算法出现过拟合现象。因此,本文基于DEAP情绪实验数据库中脑电信号数据对脑电信号进行频域分析,将脑电信号5个频段功率谱值作为SVM分类算法的输入参数,进行可靠的特征选择操作,筛选最佳的特征子集进行算法训练测试工作,最终得到的识别情绪状态算法的ACC值高达89.17%,F1\_score为0.878 7,AUC值为0.977 8。算法测试结果表明本文设计的分类算法能够高效准确地识别情绪状态。

#### 4 结语

本文选用多通道EEG的频域参数作为情绪识别的特征向量,利用机器学习算法在特征参数选择和分类算法设计方面高效可靠的特点,设计了一种新型情绪状态识别算法,实现对情绪状态准确有效的识别。该算法未来在航空航天飞行安全和长途车辆驾驶疲劳监测等方面均能够发挥重要作用。本文设计的情绪识别算法虽然在性能上优于其他同类型研究结果,但是仍然存在不足和局限:本文提出算法训练的实验数据集来自公开数据库,致使受试对象类型较单一,没有进行其他受试对象的测试验证实验,因此无法验证本文的情绪识别算法在跨个体类型上的识别效果和可靠性。因此,下一步主要研究方向包括两方面:一方面开展不同人群的情绪诱导实验,根据实验采集的数据,开展本文设计算法的识别效果和性能可靠性测试实验,实现对算法可靠性和实际应用效果的综合评价和验证分析;另一方面,将神经网络和深度学习等算法应用到情绪识别算法中,对算法进行优化调整,使得算法能够更好地应用于情绪状态识别。

#### [参考文献]

- [1] JAMES W. What is an emotion[J]. Mind, 1884, 9(34): 188-205.
- [2] 张迪,万柏坤,明东. 基于生理信号的情绪识别研究进

- 展[J]. 生物医学工程学杂志,2015,32(1):229-234.
- [3] SO W K Y, WONG S W H, MAK J N, *et al.* An evaluation of mental workload with frontal EEG[J]. PLoS One, 2017, 12(4): e0174949.
- [4] 姜劲,焦学军,潘津津,等. 利用 fNIRS 研究情绪状态下的脑力负荷评估[J]. 光学学报,2016,36(5):175-187.
- [5] LOKANNAVAR S, LAHANE P, GANGURDE A, *et al.* Emotion recognition using EEG signals[J]. Emotion, 2015, 4(5): 54-56.
- [6] AL ZOUBI O, AWAD M, KASABOV N K. Anytime multi-purpose emotion recognition from EEG data using a Liquid State Machine based framework[J]. Artif Intell Med, 2018, 86:1-8.
- [7] TORRES-VALENCIA C A, GARCIA-ARIAS H F, ALVAREZ LOPEZ M A, *et al.* Comparative analysis of physiological signals and electroencephalogram (EEG) for multimodal emotion recognition using generative models[C]//Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision, September 17-19, 2014, Armenia, Quindío, Colombia. New York: IEEE, 2014:1-5.
- [8] EBERSOLE J S, PEDLEY T A. Current practice of clinical electroencephalography[M]. 3rd ed. New York: Lippincott Williams & Wilkins, 2002.
- [9] ZHANG J, CHEN M, HU S, *et al.* PNN for EEG-based emotion recognition[C]//IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), October 9-12, 2016, Budapest, Hungary. New York: IEEE, 2016:002319-002323.
- [10] ALI M, MOSA A H, MACHOT F A, *et al.* EEG-based emotion recognition approach for e-healthcare applications[C]//Eight IEEE International Conference on Ubiquitous & Future Networks (ICUFN), July 5-8, 2016, Vienna, Austria. New York: IEEE, 2016:946-950.
- [11] LIU W, ZHENG W L, LU B L. Emotion recognition using multimodal deep learning[C]//International conference on neural information processing (ICONIP), October 16-21, 2016, Kyoto, Japan. Cham: Springer, 2016:521-529.
- [12] KOELSTRA S, MUHL C, SOLEYMANI M, *et al.* DEAP: a database for emotion analysis using physiological signals[J]. IEEE Trans Affect Comput, 2011, 3(1): 18-31.
- [13] 崔鸿雁,徐帅,张利锋,等. 机器学习中的特征选择方法研究及展望[J]. 北京邮电大学学报,2018,41(1):1-12.
- [14] HARRINGTON P. Machine learning in action[M]. New York: Manning Publications Co., 2012.
- [15] PETRANTONAKIS P, HADJILEONTIADIS L. A novel emotion elicitation index using frontal brain asymmetry for enhanced EEG-based emotion recognition[J]. IEEE Trans Inf Technol Biomed, 2011, 15(5):737-746.
- (收稿:2019-07-06 修回:2019-10-15)
- +++++
- (◀◀上接第10页◀◀)
- 10/12/first-ebola-cases-in-us/.
- [7] FRANCEINFO. Une malade d'Ebola a été transférée en France pour recevoir des soins[EB/OL]. (2014-02-11) [2020-01-29]. [https://www.francetvinfo.fr/sante/maladie/ebola/une-malade-d-ebola-a-ete-transferee-en-france-pour-recevoir-des-soins\\_734301.html](https://www.francetvinfo.fr/sante/maladie/ebola/une-malade-d-ebola-a-ete-transferee-en-france-pour-recevoir-des-soins_734301.html).
- [8] 西班牙两名埃博拉患者搭乘空军专机回国(图)[EB/OL]. [2020-01-19]. <http://news.cri.cn/gb/42071/2014/08/07/7651s4645302.htm>.
- [9] 李金年,宋东. 负压隔离舱在 SARS 转运中的应用[C]//中华医学会. 2003 全国 SARS 防治学术交流会论文集. 北京:中华医学会,2003:30-31.
- [10] 胡名玺,孙秋明,刘圣军,等. 折叠式传染病员负压隔离转运舱研究[J]. 医疗卫生装备,2014,35(12):97-100.
- [11] 赵志超,李国洪,孙秋明,等. 负压隔离舱空中转运过程的舱体气压变化研究[J]. 医疗卫生装备,2017,38(5):1-3.
- [12] 北京克力爱尔生物实验室工程有限公司. FU-221B 生物安全型可移动式负压隔离间[EB/OL]. [2020-01-29]. <http://www.bjcleanair.com/product-de.php?id=123>.
- [13] 新京报. 福建长乐机场发现 1 名疑似肺炎患者用隔离箱运上救护车[EB/OL]. (2020-01-23) [2020-01-29]. <http://www.bjnews.com.cn/wevideo/2020/01/23/678460.html>.
- [14] 张小京. 负压隔离轮椅:201420749755.7[P]. 2015-04-22.
- [15] 北京克力爱尔生物实验室工程有限公司. ST-120A 生物安全型负压隔离轮椅[EB/OL]. [2020-01-29]. <http://www.bjcleanair.com/product-de.php?id=126>.
- [16] 衣颖,赵明,李艳菊,等. 负压救护车排风净化装置的研制与应用[J]. 中国卫生工程学,2012,11(2):89-91.
- [17] 祁建城,赵明,衣颖,等. 负压排风净化装置:200820075020.5[P]. 2009-06-03.
- [18] 董籽驿. 不是普通救护车! 抗疫专用负压救护车解析[EB/OL]. (2020-02-01) [2020-02-02]. <http://auto.163.com/20/0201/09/F49PV7NJ0008856S.html>.
- [19] CBS Interactive Inc. Plane leaves Liberia with second American infected with Ebola[EB/OL]. [2020-01-29]. <https://www.cbsnews.com/news/nancy-writebol-american-missionary-with-ebola-readying-return-home/>.
- [20] 衣颖,吴金辉,郝丽梅,等. 气体二氧化氯应用技术的进展与趋势[J]. 中国消毒学杂志,2017,34(4):360-366.
- [21] 郝丽梅,衣颖,林松,等. 汽化过氧化氢在消毒领域中的应用研究[J]. 医疗卫生装备,2018,39(2):92-95.
- [22] 吴金辉,祁建城,郝丽梅,等. 一种用于防护器材的熏蒸消毒舱:201810934314.7[P]. 2018-11-06.
- (收稿:2020-02-06 修回:2020-02-12)