

基于加权 KNN 算法的脑电信号情绪识别*

蔡靖,袁守国,李锐,徐梦辉

(吉林大学 仪器科学与电气工程学院,吉林 长春 130061)

摘要: 情绪与人类的行为、家庭及社会密切相关。情绪不仅能反映人类的各种感觉、思想和行为,而且也是各种外部刺激所产生的心理和生理反应,所以在很多领域中对情绪的正确识别十分重要。情绪的变化会导致脑电图(EEG)信号发生变化,反之,这些变化也反映了情绪状态。基于 DEAP 数据库,对 EEG 信号进行时域特征和频域特征提取,通过 PCA 主成分分析法对特征进行降维处理。利用加权 KNN 算法进行 5 折交叉验证训练,最终对兴奋(excited)、放松(relaxed)、沮丧(depressed)、愤怒(angry)4 种情绪状态的识别准确率达到 80%。

关键词: EEG 信号;主成分分析(PCA);时域特征;频域特征;加权 KNN

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.222526

中文引用格式: 蔡靖,袁守国,李锐,等. 基于加权 KNN 算法的脑电信号情绪识别[J]. 电子技术应用, 2022, 48(10): 25-30, 35.

英文引用格式: Cai Jing, Yuan Shouguo, Li Rui, et al. Emotion recognition of EEG signals based on weighted KNN algorithm[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(10): 25-30, 35.

Emotion recognition of EEG signals based on weighted KNN algorithm

Cai Jing, Yuan Shouguo, Li Rui, Xu Menghui

(School of Instrument Science and Electrical Engineering, Jilin University, Changchun 130061, China)

Abstract: Emotion is closely related to human behavior, family and society. Emotion can not only reflect all kinds of human feelings, thoughts and behaviors, but also the psychological and physiological responses produced by various external stimuli. Therefore, the correct identification of emotion is very important in many fields. The change of emotion will lead to the change of electroencephalogram(EEG) signal. On the contrary, these changes also reflect the change of emotional state. Based on the DEAP database, this paper extracts the time-domain and frequency-domain features of EEG signals, and reduces the dimension of the features by principal component analysis (PCA). The weighted KNN algorithm is used for 5-fold cross validation training. Finally, the recognition accuracy of excited, relaxed, depressed and angry emotions reaches 80%.

Key words: EEG signal; principal component analysis(PCA); time-domain feature; frequency-domain feature; weighted KNN

0 引言

情绪是人们对客观事物的一种反馈方式,更是人们情感的表现方式,故而情绪识别被广泛应用于人工智能、心理学、情感计算、计算机视觉和医学治疗等领域^[1]。生理信号是由人体内的自主神经系统活动而产生的,既不会受到人为意志的控制,也不会被伪装,可以客观地反映人体的生理和心理活动状态,因而可以作为一种能够较准确判断情绪状态的依据。随着科学技术的发展,基于生理信号(脑电、心电、脉搏、呼吸、皮温、肌电、皮肤电导)的情绪识别的研究取得了大量的成果。文献表明,与大脑活动最密切的 EEG 信号可以最真实地反映出人的情绪状态^[2]。

近年来,基于脑电信号的情绪识别是当前关于情绪研究领域和人机交互领域的热门课题。Pane 等人提出了一种将情绪侧化和整体学习相结合的策略,对 DEAP

数据集采用随机森林的方法进行分类,分类准确率为 75.6%^[3]; Verma 等人基于 DEAP 数据库使用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行多模态情绪识别^[4]; Kolodyazhnyi 利用 K-近邻算法和交叉验证的方法对 34 名参与者的数据集进行分析,对恐惧、悲伤及中性 3 种情绪状态的识别准确率最高达 73.2%^[5]。但这些方法识别情绪种类不多且准确率较低,对此,本文提出一种采用加权 KNN 算法、基于 DEAP 数据库的 5 折交叉验证的方法实现对兴奋(excited)、放松(relaxed)、沮丧(depressed)、愤怒(angry)4 种情绪的准确识别,识别准确率高达 80%。

1 DEAP 数据集与情绪模型

1.1 EEG 信号

Koelstra 等人在 2011 年建立 DEAP 数据集^[6],该数据集记录 32 名参与者的脑电图和外周生理信号,每人观看 40 部长达一分钟的音乐视频片段,每个片段结束后,

* 基金项目:吉林省科技厅科技计划项目(202010183553)

参与者都会进行自我评估。受试者对愉悦度(Valence)、唤醒度(Arousal)、支配性(Dominance)、喜欢程度(Liking)4个项目进行数字(1~9)打分。

在采集的40个生理信号通道中,前32个通道采集的为脑电信号,脑电通道按照国际10-20系统,选择32个通道的位置,如图1所示。

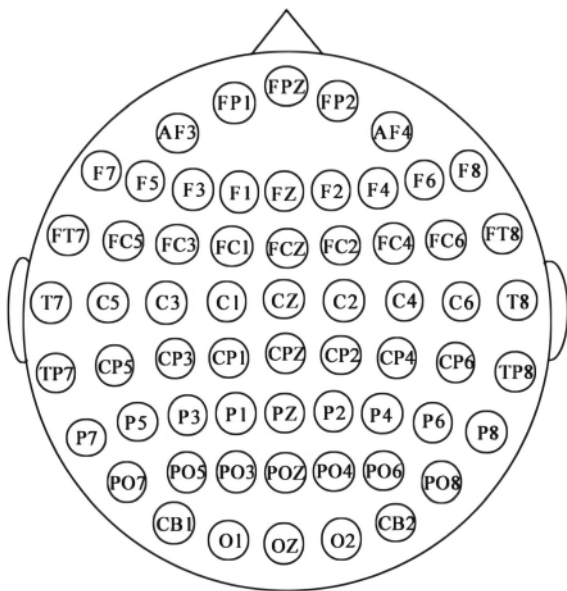


图1 64导电极10-20系统放置法示意图

Zheng Weilong 等人的研究中发现,采用位于外侧颞区的4通道的最佳平均精度和标准差分别为82.88%、10.92%,略低于全62个通道的83.99%的平均精度^[7]。为了减小计算量,本文仅选用EEG信号的左右对称的14个通道(AF3、F3、F7、FC5、T7、P7、O1、AF4、F4、F8、FC6、T8、P8、O2)的EEG信号进行分析。

1.2 情绪模型^[8]

本文采用唤醒度-愉悦度(Arousal-Valence)模型,将情绪映射到唤醒度和愉悦度组成的二维空间中,1.0~4.5和4.5~9的愉悦度分别映射为“消极”和“积极”,1.0~4.5和4.5~9的唤醒度分别映射为“平静”和“活跃”。根据映射关系,可将情绪分为兴奋、放松、沮丧、愤怒4类,如图2所示。



图2 唤醒度-愉悦度模型下的情绪分类

2 EEG 信号特征提取

特征提取的主要任务是提取出能够将EEG信号映射到情绪状态中的一些显著特征。现有的脑电特征主要分为时域特征、频域特征、时频域特征以及空间域特征4类^[9]。本文主要讨论两类特征,一类是基于时域的统计特征,另一类是基于频域的功率谱(Power Spectral Density, PSD)和微分熵(Differential Entropy, DE)。

具体做法是:首先,设置一个宽度为6s的矩形窗,计算该时间窗内的EEG信号下面提到的所有特征;然后平滑移动时间窗前进2s,即与上一组序列重叠4s,直到将60s的信号全部计算完毕。

2.1 时域特征提取

在时域上提取的特征包括信号统计量(均值、中位数、最大值、最小值、标准差、方差、峰值)、偏度(skewness)、峰度(kurtosis)、分形维数(FD)、Hjorth 复杂性、Hjorth 移动性共12种特征值。其中信号统计量特征计算方法比较简单,故在此不做赘述,对其他的几个特征展开详细讨论。

(1) 偏度(skewness)

偏度是统计数据分布偏斜方向和程度的度量,是统计数据分布非对称程度的数字特征。

$$\text{Skew}(X) = E\left[\left(\frac{X_i - \mu_x}{\sigma_x}\right)^3\right] \quad (1)$$

其中, X_i 表示第 i 个信号值, μ_x 表示一组信号的平均值, σ_x 则表示标准差。

(2) 峰度(又称峰态系数, kurtosis)

峰度表征了概率密度分布曲线在平均值处峰值的高低,即反映了数据的尖度。

$$\text{Kurt}(X) = \left[\frac{X_i - \mu_x}{\sigma_x}\right]^4 \quad (2)$$

(3) 分形维数(Fractal Dimension, FD)^[9]

分形维数可以用来表征时间域信号的复杂程度。本文利用 Higuchi 算法来计算 EEG 信号的分形维数 FD。

(4) Hjorth 参数^[10]

Hjorth 移动性(Mobility)给出关于幅度标准偏差的斜率标准偏差的度量,反映了时间序列的坡度变化程度。

$$\text{Mobility}(X) = \sqrt{\frac{\sigma^2(X')}{\sigma^2(X)}} \quad (3)$$

式中, X' 是 X 的一阶差分, $\sigma^2(X)$ 为 X 的方差。

Hjorth 复杂性(Complexity)给出有关正弦波的过度细节的度量,反映出一个振幅上有多少个标准的坡(slope)。

$$\text{Complexity}(X) = \frac{\text{Mobility}(X')}{\text{Mobility}(X)} \quad (4)$$

2.2 频域特征提取

据现有的研究表明,脑电信号分为5个频段,考虑到成年人只在深度睡眠和无梦睡眠时脑电才会保持在Delta频段(1~4 Hz),故不考虑提取该波段的特征,而是提取了Theta频段(4~8 Hz)、Alpha频段(8~12 Hz)、Low

Beta 频段(12~16 Hz)、High Beta 频段(16~25 Hz)和 Gamma 频段(25~45 Hz),各个频段下的时域波形如图 3 所示。由于 Beta 包含了大量的有关兴奋、恐惧、愤怒等强烈情绪的信息^[11],因此对其进行细分。

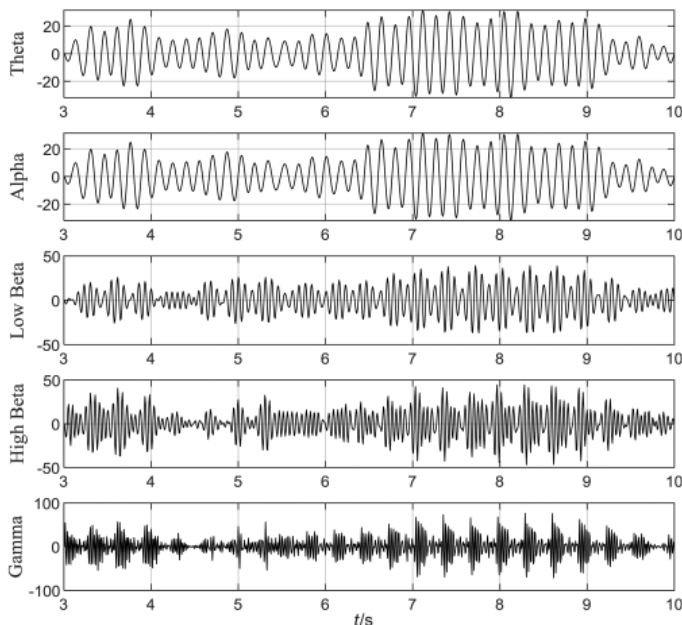


图 3 各个频段下的时域波形

(1) 功率谱密度(PSD)

功率谱密度是用来表征信号功率与频率的关系的物理量,计算公式如式(5)所示:

$$\text{PSD} = \frac{\sum [\text{abs}(\text{FFT}(X))]^2}{f_{\text{stop}} - f_{\text{start}} + 1} \quad (5)$$

式中, f_{stop} 为频段的截止位置频率, f_{start} 为频段的起始位置频率。

(2) 微分熵(DE)

微分熵被用于测量连续随机变量的复杂性。由于脑电图数据具有较高的低频能量,DE 具有区分低频和高频能量脑电图模式的平衡能力,对于 EEG 信号,其在数值上等于功率谱密度的对数^[12]。

$$\text{DE} = \log_2(\text{PSD}) \quad (6)$$

3 特征降维^[13]

对于提取到的 8 316 个特征,存在着大量相关关系,如果不进行降维处理就进行机器学习训练,不仅会占用大量内存,消耗更多的时间,而且极有可能面临着过拟合的问题,所以必须对特征进行降维处理。本文采用的特征降维方法是主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)。主成分分析是一种使用正交变换将一组可能相关变量的观察结果转换为一组称之为主成分的线性不相关变量的值的统计方法。具体计算过程如下:

输入:特征数据集 $D_{n \times m} = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 每类特征 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$ 是长度为 n 的列向量,需要降维到低维空间的维度为 k 。

(1) 中心化数据: $x_i \leftarrow x_i - 1/n \sum_{j=1}^n x_{ij}$

(2) 计算协方差矩阵: $C = \text{cov}(D) = DD^T$

(3) 计算特征值和特征向量: $[V, M] = \text{eig}(C)$

(4) 前 k 个的特征值构成向量 $\Lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k)^T$, 所对应的特征向量组成投影矩阵 (也称系数矩阵) $W = \{w_1, w_2, \dots, w_k\}$

输出:降维后的数据 $A_{n \times k} = D_{n \times m} \times W$, 原始特征在降维后数据中的贡献率为 $P = W \times \Lambda$ 。

限定总解释方差为 95%, 最终将输入特征的数量从 8 316 个减少到 54 个。

在进行 PCA 降维之前,需要对特征进行归一化和标准化^[8]。同时,为了研究降维前的各特征对主成分的贡献率,分别对时域、频域所有特征以及 14 个通道进行讨论。对这些特征进行权重分析,即将总权重设为 100,通过 PCA 分析计算了 8 316 个特征各自对 54 个主成分的贡献率(也就是累加权重)。

4 加权 KNN 算法

K-近邻(KNN)由 Cover 和 Hart 提出,是一种十分有效且方法简单、易于理解、容易实现的非参数有监督的学习分类器^[14],如图 4 所示。

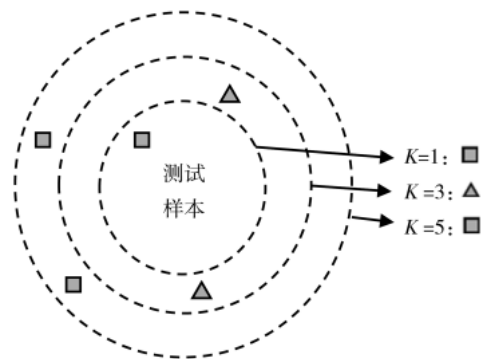


图 4 K-近邻算法示意图

对于给定的测试样本,使用一定的距离测量方法找到训练集中最接近的 k 个训练样本。然后,根据这 k 个“邻居”的信息对测试样本进行预测。

设一个测试样本 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 则该样本点与训练集中某一样本点 x_i 之间的距离有两种计算方法:

(1) 欧式距离:

$$d_{\text{euc}}(x, x_i) = \sqrt{\sum_{n=1}^s [x_i(n) - x(n)]^2} \quad (7)$$

(2) 曼哈距离:

$$d_{\text{man}}(x, x_i) = \sum_{n=1}^s |x_i(n) - x(n)| \quad (8)$$

对类别的判定同样有两种方法^[15]:

(1) 投票法:从 K 个近邻中选择某个类别点数最多的那一类作为测试样本的类别;

(2)加权投票法:根据距离远近赋予权重,通常权重是距离平方的倒数。

本文采用欧式距离作为样本间的距离,设 $f(x_i)$ 为样本 x_i 的类别标签,其取值范围为 $V=\{0,1,2,3\}$,分别对应4类情绪(沮丧、放松、愤怒、兴奋)。具体实现方法如式(9)所示:

$$f(x)=\max[\sum_{i=1}^k \delta(v, f(x_i))], v \in V \quad (9)$$

其中, $\delta(a, b) = \begin{cases} 1, & a=b \\ 0, & a \neq b \end{cases}$ 。

当 a, b 为同一类时,则认为投同意票,记数将会加1;否则认为投反对票,记数不会加1。

但由于 K 个距离大小不同,因此本文选择加权投票法。以每个近邻的距离的平方的倒数作为其权重,这样一来,距离近的相似度更高,权重值也更大,这样的KNN算法称为距离加权KNN算法。具体实现方法如式(10)所示:

$$f(x)=\max[\sum_{i=1}^k w_i \delta(v, f(x_i))], v \in V \quad (10)$$

其中, $w_i = \frac{1}{d_i(x, x_i)^2}$ 为权重计算方法。

5 实验结果与验证

5.1 数据预处理及特征提取

计算上述所有特征,图5为对通道F3的EEG信号提取的22类特征,并进行了归一化和标准化。

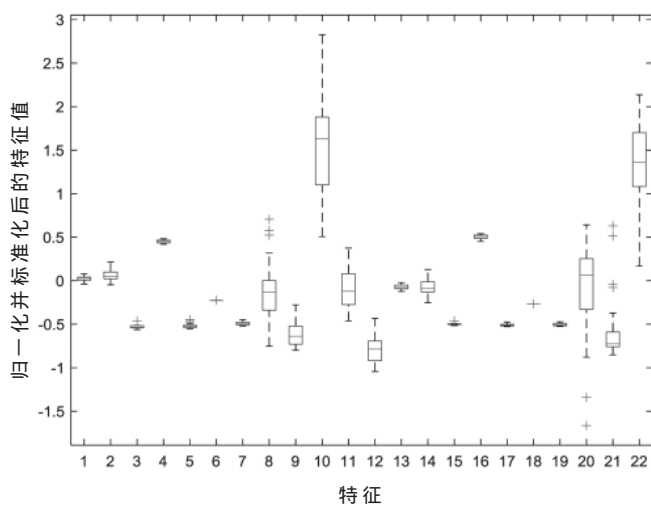


图5 通道F3的EEG信号的22类特征提取

图6为12类时域特征随时间的变化曲线,其中分形维数FD、偏度及h2(Hjorth移动性)随时间变化波动程度较大,平均值、中位数、极值等特征则比较平稳。

图7为频域特征随时间变化曲线,Alpha频段、Low Beta频段的PSD和DE都表现出较强平稳性,其他频段都有着一定的波动。

5.2 PCA降维及权重分析

利用PCA降维把8316维的原始数据降维到53维,

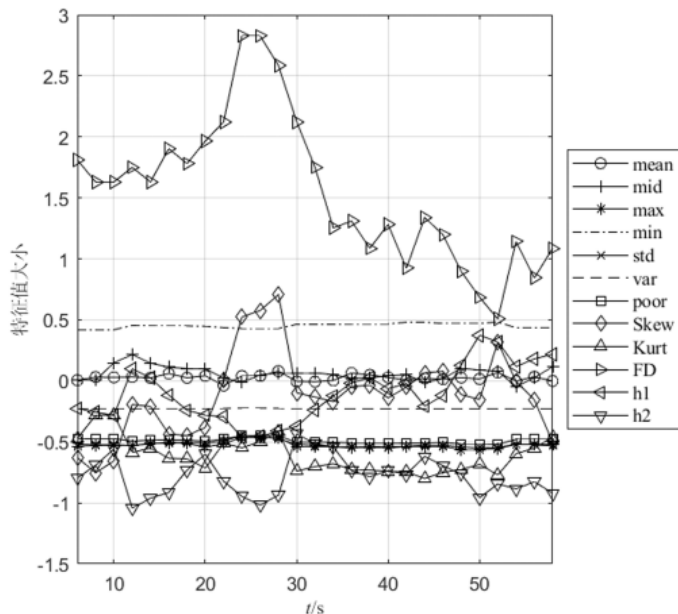


图6 时域特征随时间变化曲线

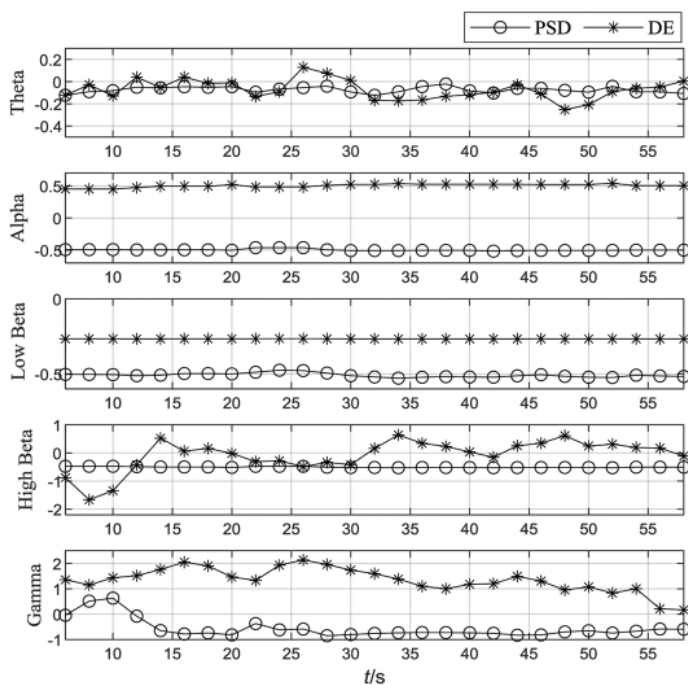


图7 频域特征随时间变化曲线

并对时域各类特征、频域各波段、14个通道的权重进行讨论。

时域各类特征权重如表1、图8所示。其中h1和h2分别为Hjorth复杂性和Hjorth移动性。

在所有的12个时域特征中,最大值、最小值以及差值、标准差、方差有着较高的权重,峰度和Hjorth移动性权重较低。

频域各波段权重如表2、图9所示。

从图9中可以看出,Gamma波段、Alpha及Low Beta

表 1 时域各类特征权重

通道	均值	中位数	最大值	最小值	标准差	方差	极值	偏度	峰度	分形维数	h2	h1	总和
AF3	0.233	0.167	0.561	0.617	0.644	0.638	0.598	0.200	0.041	0.213	0.089	0.021	4.021
F3	0.009	0.016	0.066	0.046	0.037	0.027	0.056	0.115	0.062	0.272	0.137	0.023	0.867
F7	0.333	0.244	0.458	0.555	0.528	0.536	0.516	0.218	0.040	0.206	0.053	0.038	3.725
FC5	0.099	0.012	0.234	0.371	0.329	0.298	0.307	0.292	0.006	0.292	0.207	0.073	2.518
T7	0.282	0.200	0.471	0.364	0.431	0.323	0.424	0.243	0.011	0.305	0.174	0.039	3.269
P7	0.298	0.211	0.612	0.613	0.659	0.638	0.617	0.098	0.086	0.270	0.147	0.018	4.269
O1	0.221	0.123	0.331	0.458	0.430	0.420	0.402	0.154	0.009	0.267	0.189	0.064	3.070
AF4	0.343	0.247	0.436	0.565	0.554	0.589	0.512	0.320	0.072	0.319	0.182	0.007	4.145
F4	0.234	0.157	0.616	0.559	0.623	0.567	0.596	0.159	0.133	0.225	0.040	0.055	3.965
F8	0.149	0.093	0.007	0.051	0.051	0.064	0.020	0.111	0.020	0.227	0.106	0.007	0.906
FC6	0.304	0.220	0.370	0.457	0.433	0.516	0.422	0.176	0.002	0.207	0.165	0.055	3.326
T8	0.006	0.036	0.293	0.273	0.314	0.229	0.286	0.107	0.012	0.253	0.178	0.071	2.058
P8	0.272	0.196	0.463	0.365	0.468	0.498	0.423	0.327	0.014	0.218	0.174	0.070	3.487
O2	0.080	0.078	0.014	0.156	0.183	0.107	0.196	0.007	0.019	0.105	0.180	0.167	1.292
总和	2.864	2.000	4.931	5.449	5.685	5.452	5.375	2.527	0.526	3.378	2.020	0.709	

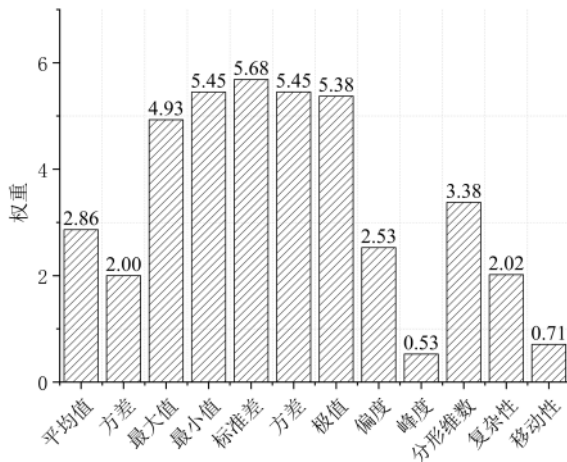


图 8 时域各个特征所对应权重

波段所占权重较大, High Beta 和 Theta 权重较小。

14 个通道特征权重如图 10 所示。

可以看到 14 个通道的贡献率各不相同, 除了 F4 通道明显高于 F3 通道和 F7 通道明显高于 F8 通道以外, 其他左右对称的两通道差异都不是很大。同时还可以看到, 每一通道的频域特征权重都普遍大于时域特征的权重。其中表现最好的几个通道为 P7、F4、F7、AF3、AF4。

5.3 K=10 的加权 KNN 算法预测效果

随机选取 80% 数据进行训练、20% 数据进行测试, 采用 K=10 的加权 KNN 算法, 进行 5 折交叉验证, 分类结果的混淆矩阵如图 11 所示。可以看出对 4 类情绪的识别准确率都在 72% 以上, 平均准确率为 80%, 其中, 对第 4 类情绪(兴奋)识别准确率最高。4 种模型下的 ROC 曲线如图 12~图 15 所示。

表 2 频域各类特征权重

通道	功率谱密度					微分熵					总和
	Theta	Alpha	Low Beta	High Beta	Gamma	Theta	Alpha	Low Beta	High Beta	Gamma	
AF3	0.575	0.654	0.685	0.444	0.501	0.618	0.684	0.402	0.473	0.497	5.532
F3	0.004	0.104	0.222	0.089	0.200	0.049	0.170	0.100	0.122	0.272	1.332
F7	0.439	0.618	0.706	0.442	0.557	0.531	0.698	0.385	0.501	0.543	5.421
FC5	0.278	0.286	0.453	0.259	0.366	0.251	0.392	0.238	0.306	0.387	3.215
T7	0.362	0.419	0.628	0.371	0.516	0.384	0.553	0.325	0.443	0.544	4.546
P7	0.592	0.682	0.687	0.468	0.560	0.621	0.692	0.421	0.535	0.535	5.793
O1	0.345	0.477	0.614	0.319	0.442	0.410	0.600	0.274	0.379	0.442	4.302
AF4	0.460	0.614	0.704	0.399	0.527	0.526	0.690	0.360	0.457	0.551	5.290
F4	0.558	0.566	0.723	0.571	0.653	0.563	0.675	0.521	0.607	0.658	6.095
F8	0.005	0.187	0.376	0.210	0.345	0.065	0.335	0.182	0.271	0.368	2.344
FC6	0.352	0.467	0.626	0.258	0.376	0.411	0.593	0.204	0.303	0.385	3.976
T8	0.257	0.302	0.515	0.297	0.424	0.274	0.413	0.250	0.353	0.443	3.529
P8	0.380	0.524	0.687	0.361	0.499	0.442	0.657	0.300	0.434	0.494	4.777
O2	0.194	0.301	0.321	0.258	0.367	0.251	0.339	0.217	0.317	0.366	2.932
总和	4.802	6.200	7.948	4.745	6.335	5.396	7.491	4.180	5.502	6.486	

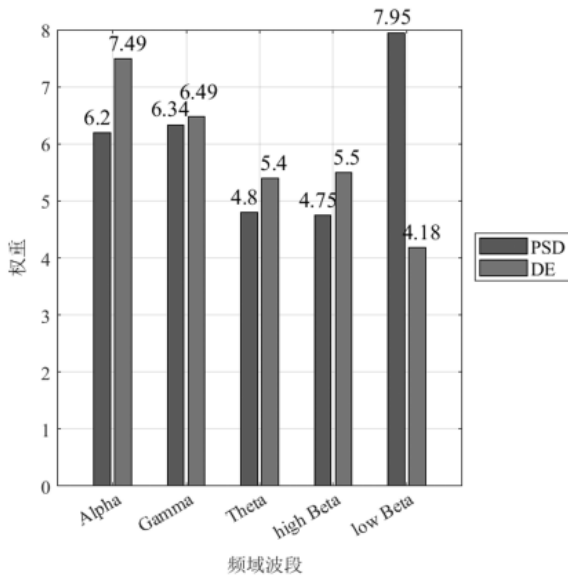


图9 频域各个波段特征值权重

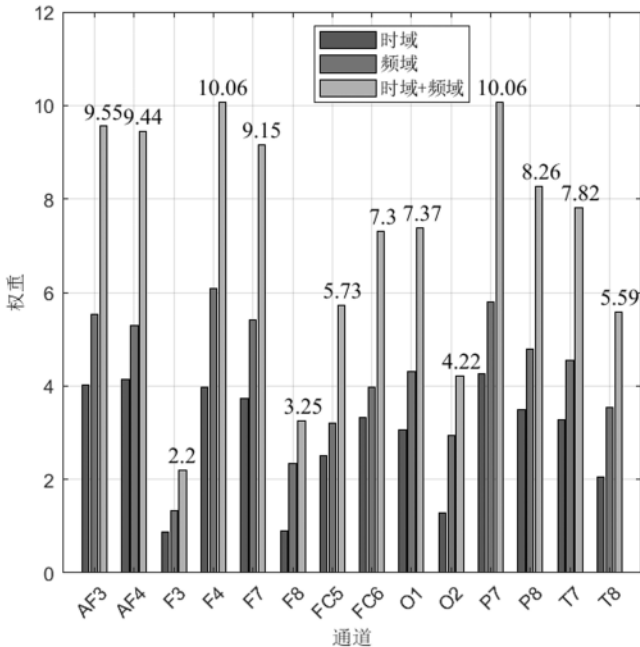


图10 14个通道的时域、频域以及时域加频域特征权重

模型 1

0	72%	6%	6%	15%	72%	28%
1	3%	76%	5%	15%	76%	24%
2	4%	6%	75%	16%	75%	25%
3	3%	5%	4%	88%	88%	12%
	0	1	2	3	真	假
					正	负
					率	率

图11 混淆矩阵 0、1、2、3 对应 4 类情绪 (沮丧、放松、愤怒、兴奋)

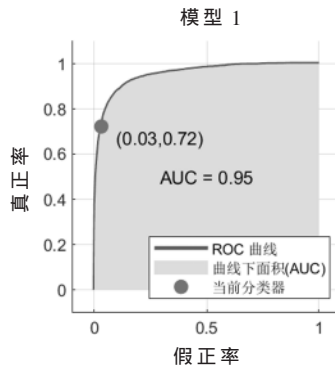


图12 沮丧模型下的 ROC 曲线

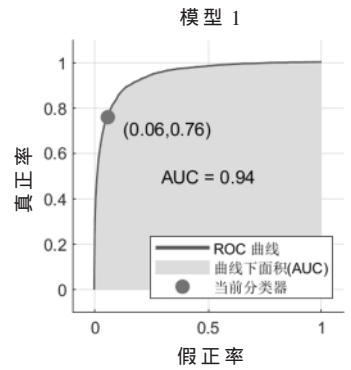


图13 放松模型下的 ROC 曲线

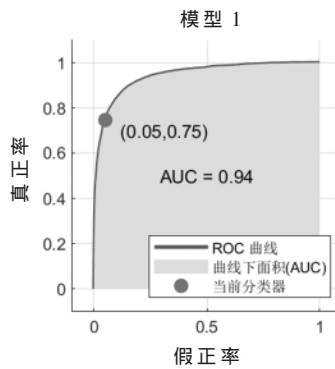


图14 愤怒模型下的 ROC 曲线

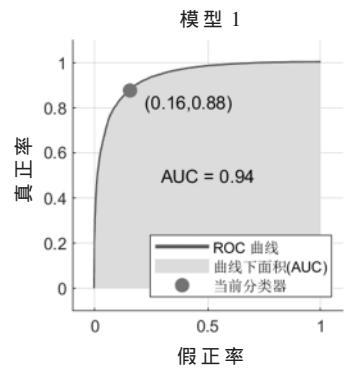


图15 兴奋模型下的 ROC 曲线

6 结论

本文基于 DEAP 的数据库,选用 14 通道 EEG 信号并对其进行时域特征和频域特征提取,对各类特征权重加以分析发现,时域特征中,最大值、最小值、极差、标准差、方差有着较高的权重;其次是偏度、Hjorth 复杂性、平均值、中位数以及分形维数;峰度和 Hjorth 移动性权重较低。频域特征中,Gamma 波段、Alpha 及 Low Beta 波段所占权重较大,High Beta 和 Theta 较小。尤其是 Low Beta 波段的 PSD 权重远高于 DE,这与其他几个波段相反。总体来看,14 个通道的频域特征权重都高于时域特征,且各个通道的贡献率也不相同,除了 F4 通道明显高于 F3 通道和 F7 通道明显高于 F8 通道以外,其他左右对称的两通道差异都不是很大。通过 PCA 主成分分析法对特征进行降维处理,利用加权 KNN 算法进行 5 折交叉验证训练,最终最对兴奋(excited)、放松(relaxed)、沮丧(depressed)、愤怒(angry)4 种情绪的识别准确率达到了 80%。

参考文献

- [1] LIU H, ZHANG Y, LI Y, et al. Review on emotion recognition based on electroencephalography[J]. Frontiers in Computational Neuroscience, 2021, 15: 75-86.
- [2] 杨鹏圆. 基于小波包和 Hilbert-Huang 变换的情感脑电识别研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2014.
- [3] PANE E S, WIBAWA A D, PURNOMO M H. Improving the

(下转第 35 页)

4 结论

本文设计并实现了一种片上嵌入式 Flash 存储器的测试接口,测试接口能够在外部操作指令的控制下实现对 Flash 存储器的编程、读取和擦除操作,实现了 Flash 存储器的可测试性,并进一步实现了基于多线 SPI 的测试接口以及 Flash 存储器并行测试的设计,有效提高了 Flash 存储器的测试速度,降低了测试成本。通过仿真验证,实现了测试功能的要求,并成功应用于一款 32 位浮点微处理器中。

参考文献

- [1] COUGHLIN T. A timeline for flash memory history[J]. IEEE Consumer Electronics Magazine, 2017, 6: 126-133.
- [2] 王江涛,赖文豫,孟小峰.闪存数据库:现状、技术与展望[J]. 计算机学报, 2013, 36(8): 1549-1567.
- [3] 赵倩,唐磊.一种基于 NAND Flash 的多通道存储系统编址方式研究与实现[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(9): 32-36.

- [4] 解同同,李天阳.一种嵌入式 NOR Flash 控制器 IP 的设计[J]. 电子与封装, 2016, 16(7): 18-21, 43.
- [5] 徐立国,李德建,于宝东,等.一种支持在线升级的 NOR Flash 控制器设计[J]. 电子技术应用, 2019, 45(10): 50-57.
- [6] 闵嘉维,王亚刚,焦继业,等.高速串行 Flash 控制器的设计与实现[J]. 信息技术, 2018, 42(7): 148-150, 161.
- [7] 罗军,王小强,蔡志刚,等. Flash 存储器并行耐久测试方法[J]. 中国测试, 2016, 42(5): 24-27.
- [8] 杨富征. Flash 存储器的测试技术[J]. 电子制作, 2020(18): 62-63.

(收稿日期:2022-03-01)

作者简介:

钱劲宇(1993-),男,硕士研究生,助理工程师,主要研究方向:数字 IC 设计。

强小燕(1978-),女,本科,工程师,主要研究方向:SoC 集成电路设计和验证。

屈凌翔(1981-),男,本科,工程师,主要研究方向:SoC 集成电路设计和验证。



扫码下载电子文档

(上接第 30 页)

- accuracy of EEG emotion recognition by combining valence lateralization and ensemble learning with tuning parameters[J]. Cognitive Processing, 2019, 20: 405-417.
- [4] VERMA G K, TIWARY U S. Multimodal fusion framework: a multiresolution approach for emotion classification and recognition from physiological signals[J]. Neuroimage, 20(1): 162-172.
 - [5] KOLODYAZHNIY V, KREIBIG S D, GROSS J J. An affective computing approach to physiological emotion specificity: toward subject-independent, stimulus-independent classification of film-induced emotions[J]. Psychophysiology, 2011, 48(7): 908-922.
 - [6] KOELSTRA S, MUHL C, SOLEYMANI M, et al. DEAP: a database for emotion analysis; using physiological signals[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2012, 3(1): 18-31.
 - [7] Zheng Weilong, Lu Baoliang. Investigating critical frequency bands and channels for EEG-based emotion recognition with deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 2015, 7: 162-175.
 - [8] 朱嘉祎. 基于脑电信号的情绪识别[D]. 上海: 上海交通大学, 2013.
 - [9] 张冠华, 余旻婧, 陈果, 等. 面向情绪识别的脑电特征研究综述[J]. 中国科学: 信息科学, 2019, 49(9): 1097-1118.
 - [10] Wang Xiaowei, Nie Dan, Lu Baoliang. EEG-based emotion recognition using frequency domain features and support

vector machines[J]. Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 2011, 7062(1): 734-743.

- [11] Yan Tongtong, Wang Dong, Xia Tangbin, et al. Investigations on generalized Hjorth's parameters for machine performance degradation assessment[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 168: 108720-108734.
- [12] 杨富. 基于 EEG 的跨被试情绪识别研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2020.
- [13] Shi Lichen, Jiao Yingying, Lu Baoliang. Differential entropy feature for EEG-based vigilance estimation[C]// Annual Conference, 2013: 6627-6630.
- [14] RAHMAN M A, HOSSAIN M F, HOSSAIN M, et al. Employing PCA and t-statistical approach for feature extraction and classification of emotion from multichannel EEG signal[J]. Egyptian Inform, 2020, 21: 23-35.
- [15] 陈振洲, 李磊, 姚正安. 基于 SVM 的特征加权 KNN 算法[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2005, 44(1): 17-20.

(收稿日期:2022-01-05)

作者简介:

蔡靖(1979-),通信作者,男,硕士,高级工程师,主要研究方向:医疗仪器, E-mail: caijing1979@jlu.edu.com.

袁守国(1999-),男,本科,主要研究方向:生物信号检测。

李锐(2000-),男,本科,主要研究方向:生物信号检测。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所