

面向情绪脑电分析的增强型功率谱密度特征提取方法

罗刚¹, 王铭勋², 黎明¹, 黄敏², 陈昊¹

1. 南昌航空大学信息工程学院, 江西 南昌 330063; 2. 南昌航空大学音乐学院, 江西 南昌 330063

【摘要】针对功率谱密度在脑电情绪分析中存在特征单一且无法有效表示频率间差异的问题,提出一种增强型功率谱密度特征提取方法,实现对情绪的分析与差异显著性判断。该方法通过脑电信号的 α 频率功率谱密度得到功率谱密度图像,利用图像特征提取算法提取其颜色特征、纹理特征与相似性特征,再基于相关性准则剔除冗余特征,以差异显著性 P 值的最小平均值为目标,获得最终的特征子集,从而有效地融合了不同图像特征,最后对被试的情绪进行分析与差异显著性判断。试验结果表明,所提出的方法能够有效量化SEED数据集中被试的情绪差异;在自行设计情绪脑电试验中,与其他方法相比,利用所提出的方法得到的差异显著性值更小,证明了方法的可行性和有效性。

【关键词】增强型功率谱密度; α 频率;图像特征;特征融合;情绪分析

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2022)03-0349-08

Feature extraction method based on enhanced power spectral density for emotion analysis using EEG

LUO Gang¹, WANG Mingxun², LI Ming¹, HUANG Min², CHEN Hao¹

1. School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China; 2. School of Music, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China

Abstract: Aiming at the problem that power spectral density (PSD) has single feature and cannot effectively represent the differences between frequencies in electroencephalogram (EEG)-based emotion analysis, a feature extraction method based on enhanced PSD is proposed to realize the analysis on emotions and the assessment of the significance of difference. After obtaining power spectral density image by α frequency power spectral density of EEG signal, the color feature, texture feature and similarity feature are extracted by image feature extraction algorithm. Then the redundant features are eliminated based on correlation criterion, and the final feature subset is obtained by taking the minimum average value of the significance of difference (P value) as the target, thus effectively fusing different image features. Finally, the emotions of subjects are analyzed, and the significance of the difference is assessed. The experimental results show that the proposed method can effectively quantify the emotional differences of the subjects in the SEED dataset. In the self-designed emotional EEG test, the significance of difference obtained by the proposed method is smaller than other methods, which proves the feasibility and effectiveness of the method.

Keywords: enhanced power spectral density; α frequency; image feature; feature fusion; emotion analysis

前言

情绪是人对特定对象的态度感知与行为反应,与人的身心健康、社会交往、行为活动等具有密切

联系^[1]。利用脑电信号识别情绪和生理状态,进而判断被试在不同刺激下的情绪变化和情绪差异,已被证明是行之有效的研究途径^[2]。

在基于脑电信号的情绪识别与分析研究中,脑电信号的特征提取是重要的环节之一,能否从复杂的脑电信号获取到有用信息以及信号特征的合理性会直接影响情绪分析与识别的效果^[3]。目前,脑电特征提取的相关研究领域主要包括统计分析、频域分析、非线性分析等。

脑电信号非常微弱,具有较强的随机性与非平稳性,而中位数、标准差等统计特征能够在一定程度上去除随机噪声对信号的干扰^[4],提取出有效的脑电

【收稿日期】2021-10-20

【基金项目】江西省社会科学“十三五”规划项目(19YS17);国家自然科学基金(61772255, 61866026);江西省自然科学基金(20181BAB202025);江西省研究生创新专项资金项目(YC2020S520);南昌航空大学研究生创新专项基金(YC2020039)

【作者简介】罗刚,硕士,主要研究方向:脑电处理, E-mail: 853539876@qq.com

【通信作者】王铭勋, E-mail: 70633@nchu.edu.cn

信号特征。Amcra等^[5]基于多个功率谱密度的统计特征(包含平均值、中值等),比较 α 频率与 β 频率的平均值特征,发现 α 频率的功率谱密度随着被试由快乐状态向不快乐状态转变而降低,并且使用K最邻近方法和线性判别分类器,对快乐与不快乐两种状态取得了良好的分类效果。Raghu等^[6]采用自适应中值基线校正方法消除不同数据库之间的特征分布差异,解决癫痫预测问题。Hag等^[7]提取出时域中多个脑电信号特征,结合其他特征,实现了对精神压力人群的检测。Abbasi等^[8]针对不同愉悦度的诱发原因,使用最小方差获得气味刺激下代表嗅觉的脑电信号特征,发现高愉悦度的嗅觉刺激能够促进神经细胞在高级认知过程中的作用,低愉悦度的刺激无法对被试大脑反应造成变化。

在一些研究中会使用脑电信号的频域信息进行分析,但是由于统计分析方法无法提取脑电信号的频域特征,故采用频域分析方法挖掘脑电信号的频域信息。Naser等^[9]考虑被试个体对刺激的偏好会影响刺激对情绪的诱发,通过比较喜欢与不喜欢时的平均小波能量差异变化,发现出现喜欢的刺激时,大脑区域具有正值。高军峰等^[10]对脑电信号采用小波变换技术,发现冰毒可能会损伤大脑的执行认知功能。胡章芳等^[11]对单通道脑电信号进行短时傅里叶变换,建立时间-频率-通道的脑电信号三维数据形式,利用卷积神经网络提取特征,提高了积极、消极、中性3种情绪的分类识别率。Peterson等^[12]把数据集分成特定的时域和频域,通过使用惩罚的共空间算法在每个特定频率波段提取特征,有效解码了大脑的运动意图。Alazrai等^[13]使用二次时频分布构建脑电信号的时频信息以表征时变频谱分量,通过提取的12个时频特征,有效识别出不同程度疼痛的刺激。朱宁宁等^[14]将小波包变换与棘波幅度、棘波频率等物理特征相结合,检测出癫痫棘波。姜月等^[15]在时域基础上融合频域与空域特征,对运动想象的脑电信号进行了有效分类。薛奋勤等^[16]通过识别功率谱密度的频谱进而有效分辨出小鼠睡眠分期的时间节点。

由于脑电信号会存在不规则形状和运动的特点,故使用非线性分析方法提取脑电信号的非线性特征进行分析。Paul等^[17]利用睡眠第二阶段、睡眠第三阶段的脑电信号数据,提取样本熵、Kolmogorov复杂度、高阶谱等非线性特征,经过 t 检验选择出有效的特征用于处理纤维肌痛患者的脑电识别问题,发现在睡眠第二阶段的数据上达到良好的识别效果。Ezzatdoost等^[18]对Higuchi分形维数,最大李雅普诺夫指数,近似熵等非线性参数构建模型,解码了人类

嗅觉的脑电感知机制。Rizzi等^[19]分析非线性特征的估计嵌入维数随时间的变化情况,成功进行疾病预测。杨硕等^[20]在脑电信号熵值的基础上,结合经验模态分解的去趋势波动分析方法,发现去趋势模糊熵能更好表征安静状态与疲劳状态的大脑复杂度差异。Selvam等^[21]发现通过样本熵等非线性特征能够明显区分脑肿瘤人群与正常人群。Roy等^[22]利用多重分形去趋势分析与多重分形去趋势互相关分析两种非线性方法,发现这两种非线性特征与大脑颜色感知相关。

在脑电信号特征应用方面,功率谱密度常被作为脑电研究中的一种特征^[23-24],但是由于脑电信号的复杂性,单一的特征通常难以进行有效表征,同时忽略了脑电信号间的频率差异性信息。针对以上问题,在功率谱密度的基础上,本文提出一种脑电信号图像化特征提取方法,在功率谱密度图像的基础上,利用增强型功率谱密度方法提取脑电信号特征。在脑电信号中,8~13 Hz的频率范围统称为 α 频率。对于大多数健康成人, α 频率是脑电信号的主要成分,它一般呈现类似正弦波形状^[25]。综合考虑,以 α 频率为例,提取 α 频率的功率谱密度,获得对应的功率谱密度图像。在上海交通大学情绪脑电数据集(SEED)验证方法的有效性,并以不同风格音乐对不同被试进行刺激产生的情绪脑电为试验对象,对功率谱密度图像进行图像特征提取,获取 α 频率范围内不同频率的图像特征,进而分析和判别被试的情绪差异。

1 功率谱密度

功率谱密度表示输入信号在一定频率范围内的功率。利用Welch算法计算脑电功率谱密度值:

$$P_l(W) = \frac{1}{n} \left| \sum_{m=0}^{n-1} \varepsilon(m) \cdot e^{-j\omega m} \right|^2 \quad (1)$$

其中, j 为虚数单位, l 表示通道数, W 表示频率, n 表示一个通道的脑电信号数据个数, m 表示取得的脑电信号数据个数, ε 是一个通道的脑电信号数据。通过式(1)可以求出不同通道的功率谱密度,进而绘制不同频率下的功率谱密度图像。图1a频率为9 Hz的原始脑电信号,图1b为相应的功率谱密度图像。红色表示活跃,蓝色表示不活跃,颜色深浅表示活跃程度。

2 脑电信号图像化特征提取方法

2.1 相关特征

在图像特征中,单幅图像的颜色特征与纹理特征常被用来作为相关特征。而为表征频率间的差异,提取相邻两幅图像之间的互信息值与结构相似

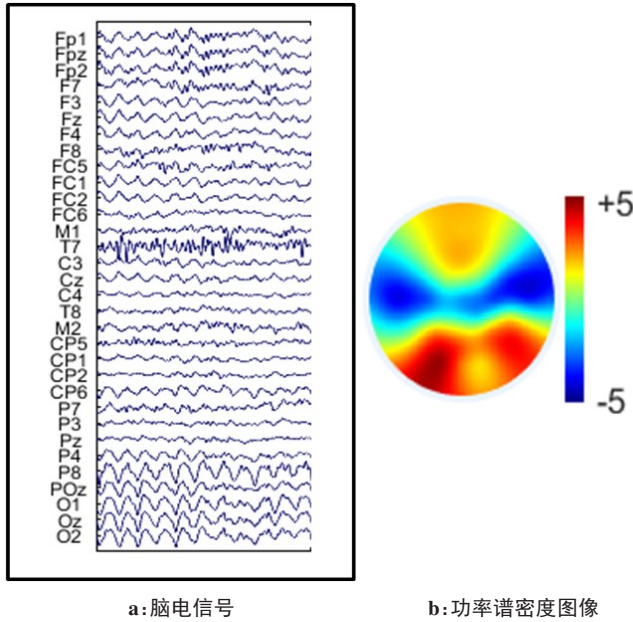


图1 32道脑电功率谱密度图像
Figure 1 Power spectral density of 32 channels
electroencephalogram (EEG)

性系数两种特征。根据公式(2)~(14), 计算图像不同特征:

$$x_m = \frac{1}{N} \sum_u uq(u) \quad (2)$$

$$x_{\text{con}} = \sum_u u^2 q(u) \quad (3)$$

$$x_E = -\sum_u q(u) \log_2 [q(u)] \quad (4)$$

$$x_A = \sum_u \sum_v q(u, v)^2 \quad (5)$$

$$x_{\text{cor}} = \sum_u \sum_v \frac{q(u, v)}{1 + (u - v)^2} \quad (6)$$

$$x_R = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N q_R \quad (7)$$

$$x_G = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N q_G \quad (8)$$

$$x_B = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N q_B \quad (9)$$

$$H(A) = -\sum_a q_A(a) [\log_2 q_A(a)] \quad (10)$$

$$H(C) = -\sum_c q_C(c) [\log_2 q_C(c)] \quad (11)$$

$$H(A, C) = -\sum_{a, c} q_{AC}(a, c) [\log_2 q_{AC}(a, c)] \quad (12)$$

$$x_H = H(A) + H(C) - H(A, C) \quad (13)$$

$$x_S = \frac{(2\mu_A \mu_C + c_1)(\sigma_{AC}^2 + c_2)}{(u_A^2 + u_C^2 + c_1)(\sigma_A^2 + \sigma_C^2 + c_2)} \quad (14)$$

其中, x_m 、 x_{con} 表示纹理平均值与对比度, x_E 、 x_A 、 x_{cor} 分别代表灰度共生矩阵的熵、能量、逆差矩, x_R 、 x_G 、 x_B 为图像的一阶颜色矩特征, x_H 、 x_S 则是互信息值与结构相似性系数。 x_m 、 x_{con} 、 x_E 、 x_A 、 x_{cor} 、 x_R 、 x_G 、 x_B 代表单幅图

像特征; x_H 、 x_S 代表双幅图像特征。

对于单幅图像, u 、 v 表示图像的某一灰度值, $q(u)$ 表示取灰度值 u 的概率, $q(u, v)$ 表示取灰度值 u 、 v 概率。 q_R 、 q_G 、 q_B 分别表示取 R 通道颜色、 G 通道颜色、 B 通道颜色的概率。

对于双幅图像的特征, $H(A)$ 、 $H(C)$ 、 $H(A, C)$ 分别指图像 A 的熵、图像 C 的熵、图像 A 和图像 C 的联合熵。 $q_A(a)$ 、 $q_C(c)$ 表示灰度级 a 在图像 A 中的灰度概率分布以及灰度级 c 在图像 C 中的灰度概率分布, $q_{AC}(a, c)$ 表示的在图像的相同坐标下, 图像 A 的灰度级 a 在图像 C 中灰度级为 c 的像素点的个数与总点数的比值。在结构相似性系数中, c_1 、 c_2 为常数, μ_A 、 μ_B 分别表示图像 A 和 B 的平均灰度, σ_{AC} 代表图像 A 和图像 C 的协方差系数。

2.2 特征选择

为避免特征间由于高相关性而造成特征冗余, 采用特征选择方法从高维数据筛除冗余或者无关特征, 选出具有代表性的特征子集, 减小了数据维度, 降低了分析的复杂度。为选出特征子集, 提出一种特征选择策略。具体步骤如下。

(1) 利用 Pearson 相关系数分析法对提取的特征进行初次选择量化, 其公式为:

$$\rho = \frac{\sum (\eta - \bar{\eta}) (\gamma - \bar{\gamma})}{\sqrt{\sum (\eta - \bar{\eta})^2 \sum (\gamma - \bar{\gamma})^2}} \quad (15)$$

其中, η 表示一种特征, γ 表示另一种特征, ρ 表示特征 η 与特征 γ 之间的相关性。

(2) 定义平均相关性系数, 表示为一种特征参数与其他特征参数之间的总体平均相关性:

$$\bar{\rho}_i = \frac{\sum_{j=1}^{M-1} \rho_{Y_i Y_j}}{M-1} \quad (16)$$

其中, Y_i 、 Y_j 表示第 i 、 j 种特征参数, $\bar{\rho}_i$ 表示 Y_i 与其余特征参数相关性绝对值求和再与其余特征参数个数相比而得到的平均相关性系数。

(3) 若两种特征之间的相关性超过阈值 δ , 即 $\rho_{Y_i Y_j} > \delta$ 时, 留下 $\bar{\rho}_i$ 较小的对应特征。

(4) 对剩余的特征, 重复进行步骤 (2) 和步骤 (3)。

(5) 采用包裹 (Wrapper) 法选择特征。将不同刺激下的不同类别、不同性别被试集合的差异显著性值 p 的最小平均值作为目标函数, 采用遗传算法作为搜索方法, 使用二进制 0 与 1 对特征是否被选择进行编码, 选出最优的特征子集。其中差异显著性平均值计算公式如下:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^l \frac{(\bar{f}_i(Z) - \bar{f}_i(W))^2}{\bar{f}_i(W)} \quad (17)$$

$$p = 1 - \int_0^{\chi^2} e^{-T} T^D dT \quad (18)$$

$$\bar{p} = \frac{\sum_{L=1}^d p_L}{d} \quad (19)$$

其中, $D = l - 1$, l 表示被选特征的维数, d 为集合总数, Z, W 表示被试, $\bar{f}_i(Z), \bar{f}_i(W)$ 表示 Z, W 的第 i 个特征的平均值。

2.3 增强型功率谱密度方法

为实现利用脑电信号对被试进行情绪分析与差异性判断, 提出一种增强型功率谱密度 (Enhanced Power Spectral Density, E-PSD) 的特征提取方法。在完成脑电信号预处理、计算功率谱密度、绘制功率谱密度图像操作后, 利用该方法分别提取单幅图像特征以及双幅图像特征, 并对 α 频率中相同特征取平均值, 经过特征选择方法剔除多余的特征, 通过特征分析与比较显著性值, 从而分析与判别被试情绪差异。图2为整体流程, 具体操作步骤如下。

步骤1: 采集脑电信号数据。设计情绪脑电试验方案, 获取32道脑电信号原始数据 ε 。

步骤2: 脑电信号数据预处理。对脑电信号原始数据进行滤波、重参考、伪迹去除预处理步骤, 得到信号质量相对较好的脑电信号数据 ε^* 。

步骤3: 获取功率谱密度图像。使用窗函数中的 Welch 方法计算脑电信号数据的功率谱密度值, 绘制出 α 频率的功率谱密度图像 $A = \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6\}$ 。

步骤4: 特征提取。设定 $\delta = 0.9$, 利用 E-PSD 方法提取功率谱密度图像的单幅图像特征 $x_m, x_{con}, x_E, x_A, x_{cor}, x_R, x_G, x_B$ 和双幅图像特征 x_H, x_S 共9维特征。计算单幅、双幅图像特征的平均值构成特征集 $\bar{X} = \{\bar{x}_m, \bar{x}_{con}, \bar{x}_E, \bar{x}_A, \bar{x}_{cor}, \bar{x}_R, \bar{x}_G, \bar{x}_B, \bar{x}_H, \bar{x}_S\}$, 依据特征选择方法, 从特征 \bar{X} 中选出符合要求的特征, 归为最终的特征子集 \bar{X}^* , 其中 $\bar{X}^* \subseteq \bar{X}$ 。

步骤5: 情绪分析。对特征集 \bar{X}^* 进行分析, 并与其他方法得到的显著性值进行比较, 判断 E-PSD 方法的有效性。

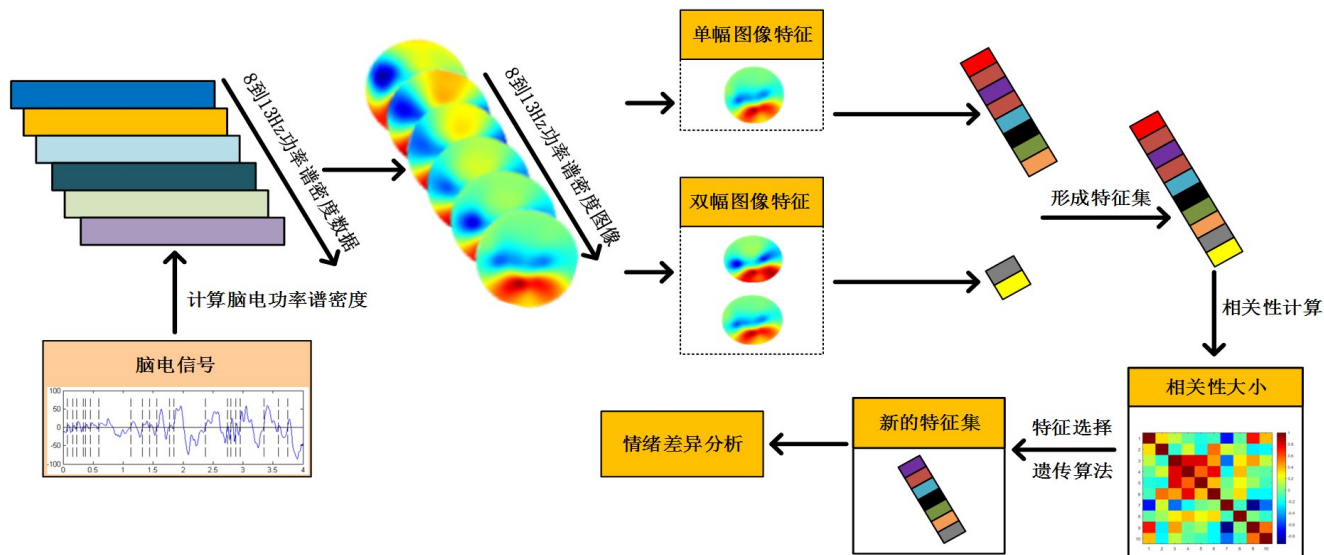


图2 脑电信号特征提取与分析
Figure 2 EEG feature extraction and analysis

3 情绪脑电信号采集方案

3.1 试验对象

本次脑电试验共招募16名被试, 男女各8名, 接受过专业音乐教育的音乐生和普通被试的数量为1:1。被试的年龄为19~37岁, 平均年龄 (23.37 ± 4.16) 岁, 被试的年龄差异、性别差异均无统计学意义 ($P > 0.05$)。其次, 选取的试验被试听力均正常, 且全

部为右利手。所有被试身体健康、无任何心理健康问题及其历史。最后, 被试都提前了解了试验目的、流程以及试验的注意事项。在本试验中, 将音乐生与非音乐生被试作为不同类别, 男女被试为不同性别。

3.2 试验材料

试验数据为自行采集的脑电数据。在本试验研究中, 为利用 E-PSD 方法探究不同风格音乐刺激下

不同被试的情绪状态是否存在差异, 试验选取不同风格的音乐作为刺激。包括积极音乐、消极音乐, 且以安静舒缓的中性音乐作为休息的音乐, 图3为试验的音乐刺激流程。

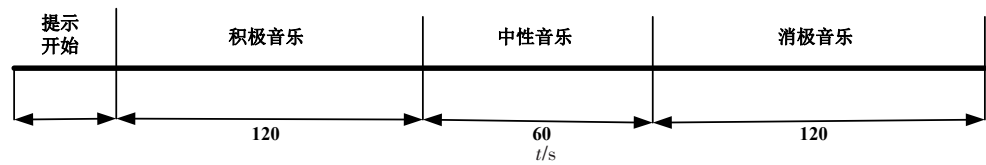


图3 刺激流程
Figure 3 Stimulation process

3.3 试验设备

本试验使用的脑电信号采集设备是德国 ANT-NEURO 公司生产的脑电试验记录仪, 该设备采用 32 道电极帽, 电极放置的位置遵循国际脑电图学会制定的 10-20 国际导联系统标准^[26], 图4表示 32 道电极在头皮的位置。通过对电极注射导电膏, 使被试的头皮与脑电帽的电极接触连通, 从而使被试头皮一系列脑电活动被检测与记录。试验的脑电信号经过同步盒传输、放大器放大, 最后经数据采集软件进行数据采集, 数据的采样频率为 500 Hz, 并采用双耳乳突参考作为参考电极。

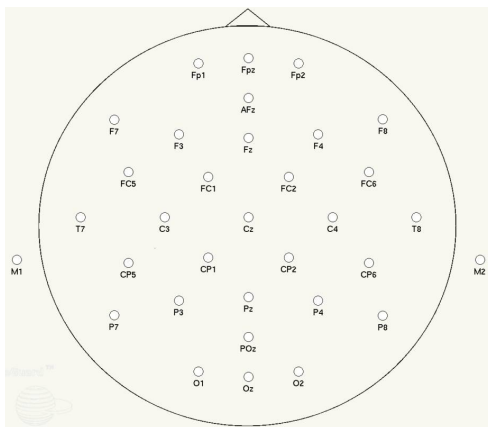


图4 电极放置图
Figure 4 Electrode placement

3.4 试验设计

正式试验前, 主试再一次告知被试试验目的、试验流程、试验注意事项以及指导被试完全放松, 同时要求被试在试验过程中减少不必要的动作, 保持舒适的坐姿, 且为闭眼状态, 如图5所示。在此状态下对被试进行音乐刺激并采集实时的脑电信号。

正式试验时, 被试处于声音屏蔽的房间内, 试验过程中始终控制光线条件一致和舒适的室内温度, 保持试验时的绝对安静, 将音乐的播放音量调至人能接听声音的舒服范围内并保持一致。试验的



图5 试验环境
Figure 5 Test environment

整个范式通过刺激软件呈现, 试验范式由两部分组成, 如图3所示, 包括提示信息和3段音乐, 其中第二段音乐作为休息时间。主试在被试准备开始时根据范式的提示信息按下提示键开始整个试验。

4 试验分析与结果

为验证 E-PSD 特征提取方法的有效性, 在 SEED 数据集上采用非参数检验方法, 比较 3 种刺激下被试情绪差异的显著性值, 并对比其他特征提取方法的结果。在自行采集的数据集下, 分析不同刺激下被试的图像特征, 从而分析被试的情绪差异, 并检验差异显著性, 达到判断情绪差异的目的。

4.1 E-PSD方法有效性分析

根据 E-PSD 方法, 得到 SEED 数据集下的特征子集 $\bar{X}^* = \{\bar{x}_B, \bar{x}_{con}, \bar{x}_G, \bar{x}_R\}$, 表1为样本熵、功率谱密度、统计特征与图像特征的差异显著性结果。通过对比表1各值可以看出: 在检验中性刺激与消极刺激对每一被试情绪差异显著性时, 使用功率谱密度特征会失去效用, 无法通过其对差异进行量化, 本文方法可以有效量化其差异。而在检验积极与中性刺激、积极与消极刺激对被试造成的情绪差异时, 本文方法

得到的结果与其他方法最好结果接近,表现了一定的竞争力。综合3种情况,虽然E-PSD方法在各情况得到的结果都不是各方法中最好的结果,但是本文提出的方法在各情况下都能够检测出被试的情绪差异显著性,而其他方法无法全部检测出,验证了本文方法的有效性。

表 1 各方法在SEED数据集的P值
Table 1 P value of each method in SEED data set

特征提取方法	特征	不同刺激		
		积极 vs 中性	积极 vs 消极	中性 vs 消极
非线性方法 ^[16]	样本熵	0.959 5	0.929 6	0.892 2
统计方法 ^[5]	平均值+最大值+最小值+方差	0	1	0
频域方法 ^[12]	功率谱密度	0	0	-
本文提出方法	图像特征	0.002 1	1.563e ⁻⁴	0.001 6

“-”表示无效

4.2 图像特征分析

图像特征能够反映图像主体的细节,图6与图7给出了在不同刺激下,不同类别、不同性别被试的图像特征。

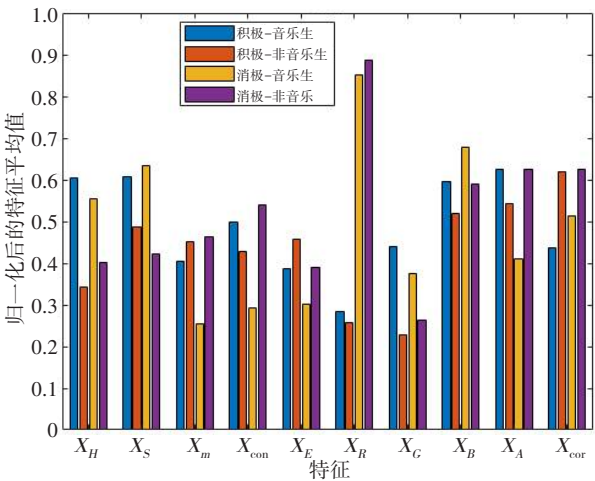


图 6 不同类别被试的特征

Figure 6 Characteristics of different types of subjects

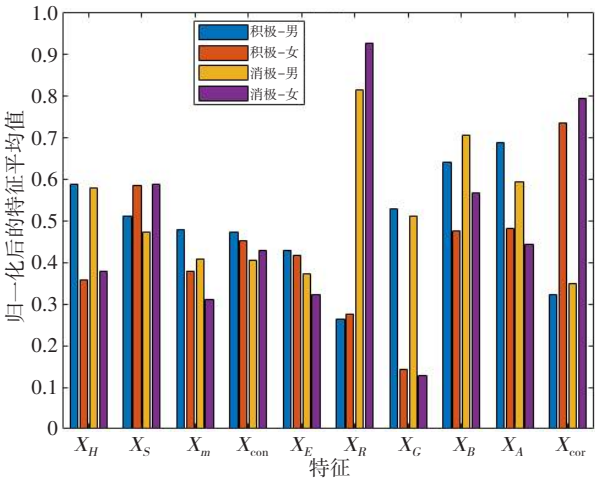


图 7 不同性别被试的特征

Figure 7 Characteristics of subjects of different genders

由图6看出,在积极刺激下,音乐生的互信息 x_H ,结构相似性系数 x_S ,纹理平均值 x_m 、熵 x_E 、逆差矩 x_{cor} 的值要大于非音乐生,前两种特征说明音乐生在积极刺激下,频率间的差异比非音乐生的小,而后3种特征说明音乐生的频率平均复杂度要比非音乐生大。在消极刺激下,音乐生的纹理熵与纹理平均值发生改变,非音乐生的这两种特征的值大于音乐生,说明消极刺激造成非音乐生频率的平均复杂度大于音乐生。经过消极刺激后,B通道的一阶颜色矩的改变量最大,而该特征代表图像中蓝色区域分布大小,说明消极刺激下图像的蓝色区域变大,表明消极刺激能够对被试造成明显的情绪变化,被试的负性情绪增强。

由图7的结果可以发现,在积极刺激下,男性的互信息 x_H 、纹理平均值 x_m 、对比度 x_{con} 、熵 x_E 、能量 x_A 、逆差矩 x_{cor} 、R通道的一阶颜色矩值 x_R 要大于女性,说明男性频率间的差异要小于女性,而复杂度要大于女性,同时积极刺激对男性产生的积极情绪要超过女性。经过消极刺激后,女性的纹理熵大于男性,说明此时女性的频率复杂度要大于男性。另外,不同性别的B通道的一阶颜色矩值的改变量最大,表明消极刺激增强了不同性别的被试负性情绪。

根据E-PSD方法,最终得到特征子集 $\bar{X}^*=\{\bar{x}_{con},\bar{x}_B\}$ 。图8为每个被试的两种特征,横坐标表示被试编号,前8名被试是音乐生,后8名被试是非音乐生,纵坐标表示特征集 \bar{X}^* 中不同特征的特征值。从图中可以看出,在不同刺激下,所有被试的两种特征均存在差异。被试接受消极刺激后,B通道一阶颜色矩特征值要大于经过积极刺激后同一特征的值,说明消极刺激对被试造成负性情绪的影响要大于积极刺激。对于纹理对比度特征,音乐生在积极刺激下的特征值都要大于消极刺激下的特征值,而非音乐对比度

特征为无规则,趋势是未定的,其中的原因可能是音乐生对音乐的情绪感知能力更敏感。

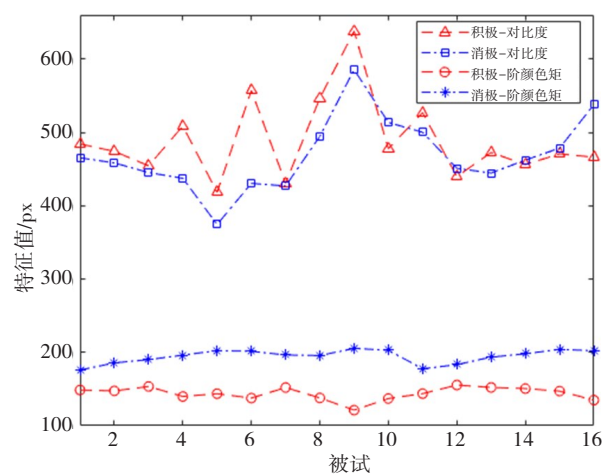


图8 不同被试的特征
Figure 8 Characteristics of different subjects

4.3 差异性检验

在自行采集的数据上,利用E-PSD方法提取出对比度特征和B通道一阶颜色矩特征 $\bar{X}^* = \{ \bar{x}_{con}, \bar{x}_B \}$ 。为验证 \bar{X}^* 是否能够有效判断不同类别被试、不同性别被试之间的情绪差异,对不同被试的特征集 \bar{X}^* 进行检验,并与频域方法的功率谱密度特征的显著性检验结果比较,结果见表2。

表2 不同方法的差异显著性值P值
Table 2 Significance of difference (P value) of different methods

特征提取方法	特征	不同类别		不同性别	
		积极	消极	积极	消极
频域方法 ^[12]	功率谱密度	0.160	0.421	0.323	0.653
本文方法	图像特征	2.008e ⁻⁷	0.359	4.024e ⁻⁵	1.792e ⁻⁵

从表2可知,积极与消极音乐刺激下,使用E-PSD特征提取方法,不同类别被试之间、不同性别被试之间的差异显著性值P值分别达到了2.008e⁻⁷、0.359、4.024e⁻⁵、1.792e⁻⁵,而使用功率谱密度特征得到的最好结果仅为0.160、0.421、0.323、0.653,E-PSD特征提取方法得到的显著性值更小,说明本文提出方法提取的特征在判别差异的基础上比使用功率谱密度特征具有更好的差异显著性辨识度。

5 结论

为了有效解决功率谱密度在分析被试情绪时存在的特征不足、无法全面表征差异的问题,提出了E-PSD方法。在功率谱密度的基础上,得到功率谱密度图

像,从图像层面提取功率谱密度图像多种特征,不仅有效地实现了多种特征融合,同时剔除了无关特征,保证了特征的有效性。

根据试验结果,可以得出以下结论:(1)提取的图像特征在SEED数据集上能够有效区分不同刺激对被试的情绪影响,证明了该方法的有效性。而在自行采集的数据集上,该方法得到的差异显著性值要小于其他方法得到的差异显著性值,表明该方法能够提高差异的辨识度。(2)依据得到的特征子集对不同被试进行情绪分析,可以发现:经过消极刺激后,对所有被试会发生明显的情绪变化,负性情绪明显增强;而在积极刺激下,不同类别与不同性别被试的频率平均复杂度会发生改变,即经过消极刺激后,男性的频率平均复杂度会小于女性,音乐生的频率平均复杂度会小于非音乐生。最后,通过比较互信息,结构相似性系数特征值,发现音乐生与男性的值要分别比非音乐生与女性的值要大,说明音乐生与男性的频率间的差异性要分别小于非音乐生与女性。

【参考文献】

[1] 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]. Egypt Inform J, 2020, 21 (1): 23-35.

[2] HE H, TAN Y H, YING J, et al. Strengthen EEG-based emotion recognition using firefly integrated optimization algorithm [J]. Appl Soft Comput, 2020, 94: 106426.

[3] FAHIMI F, ZHANG Z, GOH W B, et al. Inter-subject transfer learning with an end-to-end deep convolutional neural network for EEG-based BCI[J]. J Neural Eng, 2019, 16(2): 026007.

[4] MIAH A S, RAHIM M A, SHIN J. Motor-imagery classification using riemannian geometry with median absolute deviation[J]. Electronics, 2020, 9(10): 1584.

[5] AMEERA A, SAIDATUL A, IBRAHIM Z. Analysis of EEG spectrum bands using power spectral density for pleasure and displeasure state [C]//IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. IOP Publishing, 2019, 557(1): 012030.

[6] RAGHU S, SRIRAAM N, GOMMER E D, et al. Cross-database evaluation of EEG based epileptic seizures detection driven by adaptive median feature baseline correction[J]. Clin Neurophysiol, 2020, 131(7): 1567-1578.

[7] HAG A, HANDAVANI D, PILLAI T, et al. EEG mental stress assessment using hybrid multi-domain feature sets of functional connectivity network and time-frequency features[J]. Sensors, 2021, 21(18): 6300.

[8] ABBASI N I, BEZERIANOS A, HAMANO J, et al. Evoked brain responses in odor stimuli evaluation-an EEG event related potential study[C]//2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). IEEE, 2020: 2861-2864.

[9] NASER D S, SAHA G. Influence of music liking on EEG based emotion recognition[J]. Biomed Signal Procesl, 2021, 64: 102251.

[10] 高军峰, 张家琦, 韦思宏, 等. 冰毒成瘾者脑电信号的分类研究[J]. 电子科技大学学报, 2020, 49(6): 955-960.

GAO J F, ZHANG J Q, WEI S H, et al. Classification of EEG signals in methamphetamine addicts[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2020, 49(6): 955-960.

[11] 胡章芳, 刘鹏飞, 蒋勤, 等. 基于3DC-BGRU的脑电情感识别[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(20): 111-117.

- HU Z F, LIU P F, JIANG Q, et al. EEG emotion recognition based on 3DC-BGRU[J]. Computer Engineering and Application, 2020, 56(20): 111-117.
- [12] PETERSON V, WYSER D, LAMBERCY O, et al. A penalized time-frequency band feature selection and classification procedure for improved motor intention decoding in multichannel EEG[J]. J Neural Eng, 2019, 16(1): 016019.
- [13] ALAZRAI R, AL-RAWI S, ALWANNI H, et al. Tonic cold pain detection using choi-williams time-frequency distribution analysis of EEG signals: a feasibility study[J]. Appl Sci-Basel, 2019, 9(16): 3433.
- [14] 朱宁宁, 李皓, 邓小乔, 等. 基于小波包变换的癫痫脑电棘波检测[J]. 中国医学物理学杂志, 2020, 37(11): 1428-1435.
- ZHU N N, LI H, DENG X Q, et al. Detection of epileptic spikes based on wavelet packet transform[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2020, 37(11): 1428-1435.
- [15] 姜月, 邹任玲. 基于多特征融合的运动想象脑电信号识别研究[J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36(5): 590-596.
- JIANG Y, ZOU R L. Research on motor imagery EEG signal recognition based on multi feature fusion[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2019, 36(5): 590-596.
- [16] 薛奋勤, 李华, 刘丽娜, 等. 基于功率谱密度频谱分析的小鼠睡眠分期方法的研究[J]. 中国医疗器械信息, 2020, 26(17): 34-36.
- XUE F Q, LI H, LIU L N, et al. A study of sleep stage for mice based on power spectral density spectrum analysis[J]. China Medical Device Information, 2020, 26(17): 34-36.
- [17] PAUL J K, IYPE T, DILEEP R, et al. Characterization of fibromyalgia using sleep EEG signals with nonlinear dynamical features[J]. Comput Biol Med, 2019, 111: 103331.
- [18] EZZATDOOST K, HOJJATI H, AGHAJAN H. Decoding olfactory stimuli in EEG data using nonlinear features: a pilot study[J]. J Neurosci Meth, 2020, 341: 108780.
- [19] RIZZI M, BRANDT C, WEISSBERG I, et al. Changes of dimension of EEG/ECOG nonlinear dynamics predict epileptogenesis and therapy outcomes[J]. Neurobiol Dis, 2019, 124: 373-378.
- [20] 杨硕, 李润泽, 丁建清, 等. 基于EMD去趋势波动的脑疲劳模糊熵分析[J]. 中国生物医学工程学报, 2020, 39(1): 33-39.
- YANG S, LI R Z, DING J Q, et al. Fuzzy entropy analysis of mental fatigue based on EMD detrended fluctuation[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2020, 39(1): 33-39.
- [21] SELVAM V S, DEVI S S. Nonlinear analysis of scalp EEGs from normal and brain tumour subjects[J]. Biomed Eng/Biomed Te, 2021, 66(2): 115-123.
- [22] ROY S, BANERJEE A, ROY C, et al. Brain response to color stimuli: an EEG study with nonlinear approach[J]. Cognitive Neurodynamics, 2021, 15(6): 1023-1053.
- [23] KO W, JEON E, JEONG S, et al. Multi-scale neural network for EEG representation learning in BCI[J]. IEEE ComputIntell Mag, 2021, 16(2): 31-45.
- [24] WANG H, ZHU X, CHEN P, et al. A gradient-based automatic optimization CNN framework for EEG state recognition[J]. J Neural Eng, 2022, 19(1): 016009.
- [25] XU X, GU H, YAN S, et al. Fatigue EEG feature extraction based on tasks with different physiological states for ubiquitous edge computing[J]. IEEE Access, 2019, 7: 73057-73064.
- [26] TAI S K, LIN Y K. The influence of different kinds of music on brainwave signals [C]//2018 IEEE International Conference on Advanced Manufacturing (ICAM). IEEE, 2018: 223-226.

(编辑:薛泽玲)