

基于EEG的音乐舒缓紧张情绪的研究

彭金歌, 郭滨, 沙文青, 白雪梅, 张晨洁

(长春理工大学 电子信息工程学院, 长春 130022)

摘要: 将音乐、脑电波(Electroencephalogram, EEG)与情绪治疗三者相结合, 让处于紧张情绪下的人聆听不同类型音乐, 观察在不同音乐作用前后被测者EEG波形能量变化, 以此分析出情绪刺激下左右脑区对不同类型音乐的敏感程度; 利用快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)加窗函数实现对脑电信号 α 、 β 波段的特征提取, 由对应节律的功率谱的对比发现, 音乐舒缓后 α 波主要占用频宽无明显改变, β 波主要占用频宽变大; 最后, 利用Hjorth参数进行时频分析, 检测时间序列的信号活动, 从而验证舒缓的音乐有利于缓解紧张情绪, 并且左脑对节奏欢快的音乐更敏感, 右脑对忧伤的音乐更敏感。在此研究的基础上提出, 未来进行音乐治疗时, 针对不同情绪, 选择不同音乐的融合比例, 会达到更好的治疗效果。

关键词: 脑电信号; 音乐; 紧张情绪; 功率谱; Hjorth参数

中图分类号: TN911

文献标识码: A

文章编号: 1672-9870(2019)01-0106-07

Research on EEG-Based Music Relieving Occupational Stress

PENG Jingge, GUO Bin, SHA Wenqing, BAI Xuemei, ZHANG Chenjie

(School of Electronics and Information Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022)

Abstract: Combining music, electroencephalogram (EEG) and emotion therapy, allowing people under stress to listen to different types of music, the EEG waveform energy changes of the subject before and after different musical effects was observed; and the emotional stimuli sensitivity degrees of the lower left and right brain regions under different types of music were analyzed; the features of the alpha and beta wave bands of the brain electrical signals were extracted by using fast Fourier transform (FFT) windowing functions. Through the comparison of the power spectrum of the corresponding rhythms after music soothing, there is no obvious change in the main occupied bandwidth of α wave; and β wave mainly occupies a larger bandwidth. Finally, Hjorth parameters were used for time-frequency analysis to detect the signal activity of time series; thus verifying that soothing music is beneficial to relieve tension. And the left brain is more sensitive to rhythmic music, and the right brain is more sensitive to sad music. Based on this research, it is proposed that in the future of music therapy different music will be selected for different emotions; and a better therapeutic effect will be achieved.

Key words: EEG signals; music; tension; power spectrum; Hjorth parameter

自20世纪中期起,音乐治疗便开始在社会中悄然发挥作用。随着社会和科学的发展,人们越来越意识到音乐对情感、情绪引导的重要作用。因此,将音乐与神经科学、认知心理学和信号处理等学科交叉融合的研究已经成为学术界的热点。

理论研究表明,产生的刺激信息主要经过大脑的下丘脑、海马体和杏仁核传递给脑部边缘系统,在

此产生情绪、情感^[1]。随着科学技术的发展,脑-机接口(Brain-Computer Interface, BCI)技术越来越受到人工智能领域研究者的青睐;将BCI通信方式应用于EEG信号的情感特征提取与识别,使研究脑的情绪感知不对称性、大脑分区等问题变得更加方便^[2]。此外,音乐作为对大脑的一种无形的刺激,不仅可以影响人的认知,还可以改变人的自主神经系

收稿日期: 2018-05-31

基金项目: 吉林省自然科学基金项目(20150101013JC)

作者简介: 彭金歌(1994-),女,硕士研究生, E-mail: lalapjg@163.com

通讯作者: 张晨洁(1983-),女,博士,讲师, E-mail: custzjc@163.com

统反应功能,诱发情绪。在现有的研究中,很多实验可以有效证明音乐可以影响情绪变化^[3-5]。

针对将音乐与EEG信号相结合的这一创新,国内外已经开展了一系列研究工作,如:文献[6]利用EEG信号分析了在悲伤情绪下不同类型的音乐对此情绪的舒缓作用;文献[7]使用各种影片视频诱导产生平静、愉悦、悲伤、紧张和厌恶五种常见情绪状态,对情绪下的EEG信号进行分类,最高识别率达89.22%;文献[8-12]的共性都是将EEG信号划分到 α 、 β 、 δ 、 θ 、 γ 的频段后,结合机器学习算法,通过对每个频段的信号数据进行特征提取来实现对情绪的分类、识别以及关联度分析等研究;文献[13]研究发现,左右脑区中存在的各种EEG信号的节律波会随着情绪的变化而不同;文献[14]运用Hjorth参数对情感识别实现了优化的特征选择并研究出了一套集成学习的方法;文献[15]综合探讨了目前在脑电与音乐相结合的研究领域所采用的热门分析方法。

实验研究在人处于紧张情绪时,通过聆听欢快、忧伤两种类型的音乐,测量在音乐作用前后人脑EEG的变化情况,分析出左右脑区对不同类型音乐的敏感程度及不同类型音乐对人紧张情绪的舒缓作用。

1 理论分析

1.1 自我评估表量化

自我评估(Self-Assessment Manikins, SAM)表是由Lang等人设计提出的一种非语言且面向图片的情感自我评估工具,可以用来直接测量与一个人对各种刺激的情感反应有关的愉悦度、唤醒度和对一个物体或事物的反应支配度(即优势事件)^[16-17]。目前大多采用的SAM表是纸笔版本的,因此在情感检测中,是一种被广泛使用、成本低廉、简单方便的方法。根据研究的实际需要,对标准的SAM表进行了改进,只考虑愉悦度和唤醒度两方面,如图1所示^[18]。改进的SAM表愉悦度的范围是从哭脸到笑脸,愉悦程度逐渐上升;唤醒度的范围是从闭眼困倦到睁眼兴奋逐渐上升。

1.2 振幅能量

滤波后,通过对比前额左右脑区在不同音乐舒缓作用下振幅能量的变化,可以初步分析出在紧张情绪刺激下左右脑对不同类型音乐的敏感程度,筛选出在欢乐、忧伤音乐舒缓条件下左右脑区波形变化反应最明显的区域,为后续的功率谱分析做铺垫。

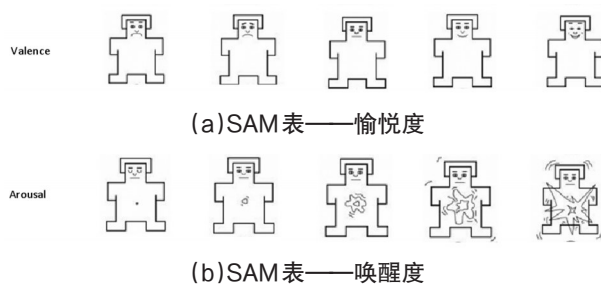


图1 改进的SAM表评价图

1.3 EEG信号功率谱

在对EEG信号进行频域分析时,功率谱估计是一种常用方法。EEG信号可以通过将EEG转换成功率随频率变化的谱图,更加直观的从功率谱图中分析EEG信号不同波段的功率分布与变化情况。在对脑电弱信号进行定量分析时,功率谱估计是所有频域分析的基本方法。

研究中采用非参数谱估计法中的周期图法对EEG信号中的 α 波、 β 波进行功率谱估计。周期图法是一种基于离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)且常用于离散信号功率谱密度估计的方法。对于长度为 N 的离散时间序列 $x(1), x(2), \dots, x(n)$,先对 $x(n)$ 取DFT或FFT,由时域变换到频域,得到 $F(\omega)$ 即:

$$F(\omega) = \sum_{n=1}^N x(n)e^{-j\omega n} \quad (1)$$

功率谱密度函数的其中一种定义是:

$$P(\omega) = \lim_{N \rightarrow \infty} E \left[\frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^N x(n)e^{-j\omega n} \right|^2 \right] \quad (2)$$

当序列的长度 N 为有限值时,可以忽略公式(2)中求极限和求期望的运算,由此得到周期图法功率谱估计的公式:

$$P^*(\omega) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^N x(n)e^{-j\omega n} \right|^2 \quad (3)$$

从理论分析上,若信号在时域上是离散的,那么对应在频域上就是周期的;对于在频域上带宽一定的离散信号,时域一定是无限长的序列。由于FFT、DFT对于时间序列的分析都是只取一段有限长的数据进行计算,这就相当于在原信号上加了一个矩形窗。“加窗”还对频谱起到平滑作用,研究中选用具有较高分辨率的矩形窗作为窗函数:

$$\hat{P}(\omega) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^N w(n)x(n)e^{-j\omega n} \right|^2 \quad (4)$$

$$w(n) = \begin{cases} 1, & 0 \leq n \leq M-1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $w(n)$ 为窗函数, M 为截止时间序列的个数。

为了便于研究,在 Matlab 分析数据时,取功率为 $S(f) = 10 \lg \hat{P}$ (功率值/1mW)。

1.4 Hjorth 参数

1970年,Bo Hjorth首次提出了Hjorth参数的概念,并广泛应用于EEG信号的特征提取和分析处理^[19]。Hjorth参数是一种可以同时描述EEG信号在时域、频域中瞬时特征的统计函数,也称为归一化斜率描述符(NSD)。Hjorth参数由三个描述符组成:活动性(Activity)、移动性(Mobility)、复杂性(Complexity)。

活动性(Activity)表示信号的活动情况,用来衡量EEG信号的平均功率;是一次函数的方差。移动性(Mobility)表示平均频率或功率谱的标准偏差的比例,用来衡量与平均频率的接近性;定义为方差的一阶导数标准差与标准差的比值。复杂性(Complexity)表示的是信号与纯正弦波的相似性,用来度量频率变化情况,衡量与信号带宽的接近性;定义为函数一阶导数的移动性与函数的移动性的比值。若信号相似于纯正弦波,则复杂性(Complexity)值收敛到1。由此可以看出,Hjorth参数的分析都是在计算EEG信号方差的基础上展开的,相比于其他分析方法计算量较小,成本低,更容易实现。三个描述符的公式定义如下所示:

$$\text{Activity} = \sigma_x^2 \quad (6)$$

$$\text{Mobility} = \sqrt{\frac{\sigma_d^2}{\sigma_x^2}} = \frac{\sigma_d}{\sigma_x} \quad (7)$$

$$\text{Complexity} = \sqrt{\frac{\frac{\sigma_{dd}^2}{\sigma_d^2}}{\frac{\sigma_d^2}{\sigma_x^2}}} = \frac{\sigma_{dd}}{\sigma_d} \quad (8)$$

其中, σ_x 是EEG信号 x 的标准差, σ_x^2 是 x 的方差, σ_d 对应 x 的方差的一阶导数标准差, σ_{dd} 对应 x 的方差的二阶导数标准差。

2 研究方法

2.1 实验条件及对象

实验分别在两个房间里进行:房间A在放松情绪时仅播放欢快舒缓的音乐,而房间B中仅播放忧伤舒缓的音乐。实验过程中尽量避免使用所有可能的干扰电磁辐射源。实验对象为20名男女各半的18~22岁在校本科生(被测者均听力正常,未受过专业音乐训练,心理健康且为右利手),平均分为两组,分别在两个实验房间同时进行实验。实验中选取的

情绪诱导视频是本校大学生网站所评选的令人感到最紧张的视频片段;房间A、B在对被测者进行情绪放松时,分别播放该网站所评选的具有舒缓作用的欢快节奏和忧伤节奏的音乐。实验前让所有被测者填写改进的SAM表并测量EEG信号,及时对采集到的数据进行分析,确保其情绪都处于平静状态。

2.2 实验过程

首先,按照国际10-20系统(the 10-20 international System)电极放置法,将脑电帽的8个电极固定在被测者头部的规定区域,在实验中持续采集EEG信号。然后,在两个房间内同时播放筛选后的紧张视频片段5分钟,用于诱发紧张情绪;被测者在观看完视频后,用2分钟填写改进的SAM表,通过对SAM进行数据分析,判断其情绪是否发生变化。填表的2分钟过后,在房间A、房间B分别对应播放筛选后的欢快、忧伤舒缓音乐5分钟;被测者在聆听完音乐后,用2分钟时间再次填写改进的SAM表,分析其情绪是否恢复平静。一次实验过程持续约14分钟。最后,将实验过程中各时间段采集的EEG信号进行数据分析处理,并通过分析对比EEG信号的振幅能量、功率谱密度和Hjorth参数得出结论。

2.3 实验测试指标及说明

实验采用OpenBCI V3 8bit开源Arduino EEG模块-8通道进行EEG数据的采集,脑电采样频率为250Hz,可以持续记录实验过程中被测者EEG变化情况。将EEG的8个电极采用标准的电极安放法,安放于大脑前额FP1(左前额区,通道1)、FP2(右前额区,通道2)、C3(左侧中央区,通道3)、C4(右侧中央区,通道4)、T5(左后颞区,通道5)、T6(右后颞区,通道6)、O1(左枕区,通道7)、O2(右枕区,通道8)。由于前脑是精神思维和情绪感知最集中的部分,大脑中部用于运动和感觉,后部主要跟视觉有关,所以前脑是与实验研究最相关的区域。由于FP1、FP2这2个区域几乎覆盖了人的整个额叶区,所以由这2个区域测得的数据更能综合反映出人情绪变化时左右脑波差异。因此,可利用左右前脑波振幅均值的变化来初步估计音乐舒缓前后受试者左右脑波形变化。

实验共测出了20名学生的EEG数据,每种音乐环境下10名。由于数据量过大,将处于同房间的人在对应相同时间点测得的数据先取平均值处理,再进行噪声(包括眼电信号)滤除。其中,所有数据

取均值处理都是采用SPSS软件实现的;滤波是采用独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)^[20]的方法,利用Matlab中Eeglab工具箱中的命令编程实现的。对滤波后得到的EEG信号进行脑电特征提取,经过FFT加窗函数的运算处理,将完整的EEG信号在1~30Hz内分成4个主要频段,如表1所示。

表1 EEG信号的4个主要频段划分

波形	频段
δ 波	1~3Hz
θ 波	4~7Hz
α 波	8~13Hz
β 波	14~30Hz

α 波为正常人脑中的普通波,是EEG的基本节律; α 波的出现说明此时大脑处于清醒放松状态。 β 波是人受到刺激时出现的EEG波形,反应出此时大脑处于高度紧张、注意力集中的兴奋状态^[21]。因此,在分离出的4个波段中,只需分析 α 波和 β 波的变化即可判断受试者情绪的变化情况。由于情绪是一个缓慢变化的过程,所以分析紧张情绪时只分析播放音乐前1分钟的脑电变化;分析音乐的舒缓作用时只分析音乐播放完成后1分钟的脑电变化,因此在仿真图中只展示15000个点的数据变化。

3 结果

3.1 行为数据分析结果

通过在不同阶段让受试者接受SAM表测试,确定是否达到满足实验需求的情绪状态。由得到的情绪数据分析发现,受试者在平静、紧张状态下总分的平均值分别为5.24和3.61;在聆听过一段时间的欢

乐、忧伤风格的音乐后情绪总分的均值分别为6.12和5.89。行为数据分析表明,音乐可以缓解紧张情绪,转变情绪的发展方向。

3.2 脑电数据分析结果

3.2.1 振幅能量分析

不同脑区对不同类型音乐刺激的敏感程度是不同的,图2、图3分别展示了在播放不同音乐的环境下测得的左右前额脑区能量变化。在同一时间,图2(a)和图2(b)中可以看出,在聆听欢乐舒缓音乐前,通道1(左脑区)与通道2(右脑区)的能量变化近似;图2(c)和图2(d)中可以看出,通道1(左脑区)在聆听欢乐舒缓音乐后,能量明显增大且大于通道2(右脑区)的能量变化。图3(a)和图3(b)中可以看出,在聆听忧伤舒缓音乐前,通道1(左脑区)与通道2(右脑区)的能量变化近似;图3(c)和图3(d)中可以看出,通道2(右脑区)在聆听忧伤舒缓音乐后,能量明显增大且大于通道1(左脑区)的能量变化。由此可初步估计,在紧张情绪的刺激下,左脑对欢快风格的音乐较敏感,右脑对忧伤风格的音乐较敏感。

3.2.2 EEG功率谱分析

经过FFT加窗函数实现对脑电信号 α 、 β 波段的特征提取后,可以在频域分析两种脑波节律的功率谱。如图4~6所示,取1、2通道采集的EEG信号计算功率谱,按照脑波节律的频段划分出 α 波和 β 波,分别展示两种波段的功率。

从图4(a)和图4(b)中可以看出,此时 α 波的功率最大值为1000dB/Hz左右,功率主要分布在300dB/Hz; β 波的功率较小,最高为50dB/Hz左右,功率主要分布15dB/Hz。同一时间 α 波的功率值明显高于 β 波,说明此时受试者正处于情绪稳定状态,

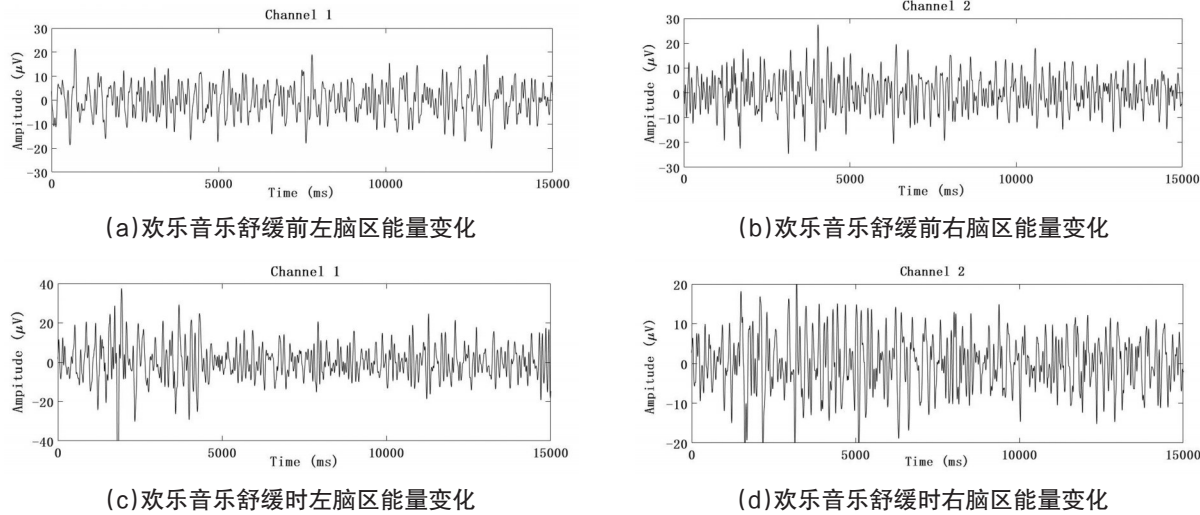


图2 欢乐音乐舒缓前后左右脑区能量变化

无紧张在仿真图4(c)和图4(d)中可以看出,此时 α 波的功率最大值不超过1000dB/Hz,且频率主要分布在8~10.5Hz; β 波的功率较大,在14~15Hz的功率均接近2000dB/Hz。同一时间 β 波的功率值明显高于 α 波,可以说明受试者当前确实处于情绪波动状态,有紧张情绪产生。

在紧张情绪的刺激下,研究对欢乐音乐敏感的左脑区的 α 、 β 节律变化情况如图5所示。让受试者聆听欢乐音乐后, α 波在8~10.5Hz处的功率谱值在2500dB/Hz附近较为集中,较紧张状态下的 α 波

功率明显提升; β 波除少数尖峰值的出现外,功率值都在1000dB/Hz左右,且主要分布频段也扩大到14~17Hz,较紧张状态下的 β 波功率明显下降,主要占用频宽变大。可以说明在紧张情绪下,欢快的音乐对左脑区情绪波动有舒缓作用。

在紧张情绪的刺激下,研究对忧伤音乐敏感的右脑区的 α 、 β 节律变化情况如图6所示。在让受试者聆听忧伤音乐后, α 波在8.5~10.5Hz之间的功率值主要分布在1000dB/Hz附近,少数峰值可达到2000dB/Hz以上,与图4中处于紧张情绪时 α 波变化

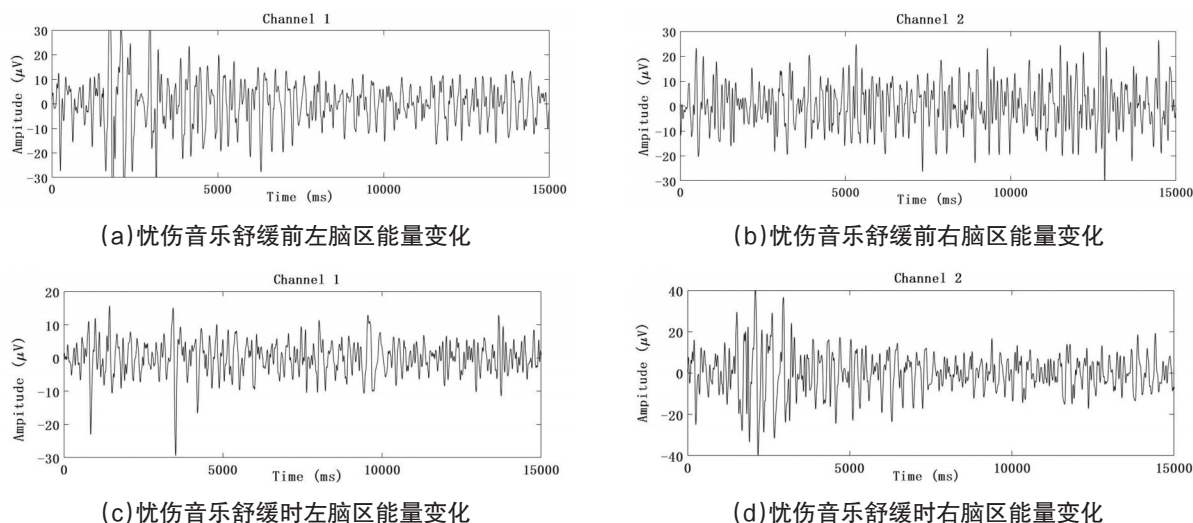


图3 忧伤音乐舒缓前后左右脑区能量变化

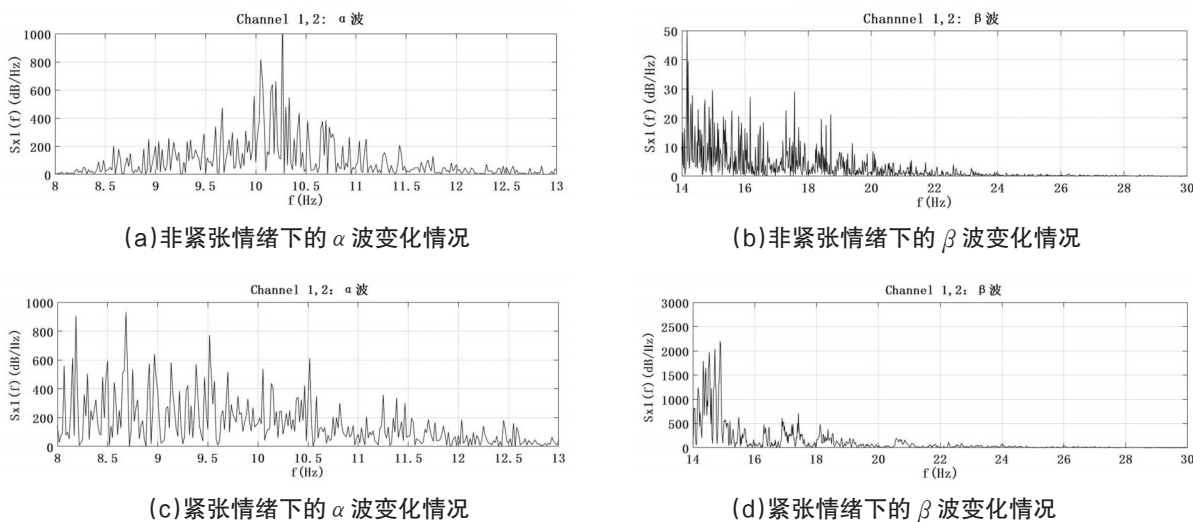


图4 紧张情绪前后的 α 、 β 波变化情况

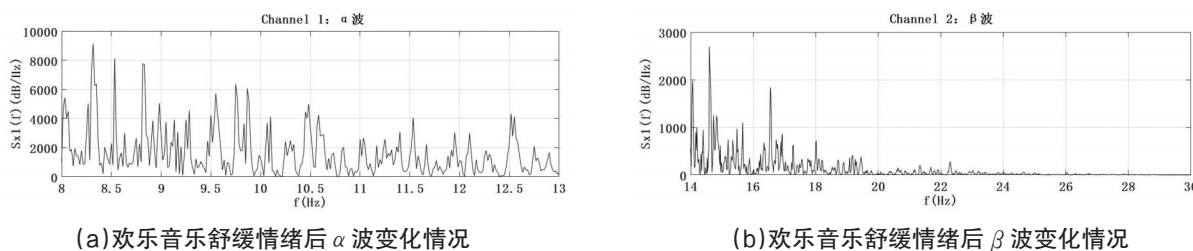
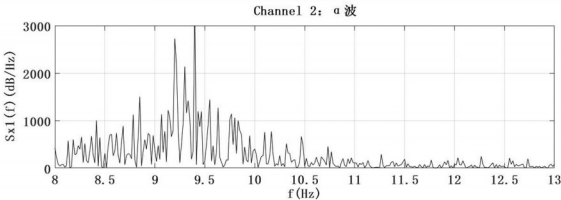
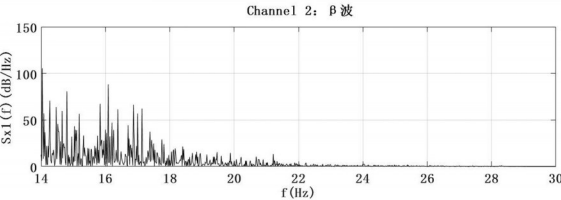


图5 欢乐音乐舒缓情绪后 α 、 β 波变化情况

有所不同,且少数峰值接近 3000dB/Hz ,功率上升,主要分布频段为 8~10Hz;对于 β 波,主要分布在 14~17Hz,平均功率值在 50dB/Hz 左右,与图 4 中的 β 波功率相比明显减小,主要占用频宽变大。可以说明在紧张情绪下,忧伤的音乐对右脑区情绪波动有舒缓作用。



(a)忧伤音乐舒缓情绪后 α 波变化情况



(b)忧伤音乐舒缓情绪后 β 波变化情况

图6 忧伤音乐舒缓情绪后 α 、 β 波变化情况

3.2.3 Hjorth参数分析

对表 2 中计算的在情绪的各个阶段测得的 EEG 信号的 Hjorth 参数进行数据分析,可以发现:紧张状态与平静状态相比,EEG 信号的活动性、移动性变小,复杂性变大,即功率和平均功率谱之间的偏差比例变小,与正弦波的接近程度变小;在经过欢乐音乐舒缓和忧伤音乐舒缓后,对比参数变化看出,欢乐音乐播放后计算出的 Hjorth 参数与平静状态下的 Hjorth 参数更为接近,并且活动性有明显提高,即功率明显变大。由此可说明,在欢乐音乐对左脑的紧张情绪有明显舒缓作用;忧伤音乐的舒缓作用对于左脑并不明显。

表2 左脑前额Hjorth参数计算数据

时间状态			
状态	活动性($\times 10^{-5}$)	移动性	复杂性
Hjorth 参数			
平静时	8.4079	0.0092	1.4142
紧张时	6.4203	0.0080	1.4328
欢乐音乐播放后	9.4193	0.0097	1.4138
忧伤音乐播放后	6.8920	0.0086	1.4263

对表 3 中计算的在情绪的各个阶段测得的 EEG 信号的 Hjorth 参数进行数据分析,可以发现:在经过欢乐音乐舒缓和忧伤音乐舒缓后,忧伤类型的音乐播放后计算出的 Hjorth 参数与平静状态下的 Hjorth 参数更为接近,复杂度明显降低,即复杂度参数值更

接近于 1,证明 EEG 波形更接近于正弦波的状态。由此可说明,忧伤音乐对右脑的紧张情绪有明显舒缓作用;欢乐音乐的舒缓作用对于右脑并不明显。

表3 右脑前额Hjorth参数计算数据

时间状态			
状态	活动性($\times 10^{-5}$)	移动性	复杂性
Hjorth 参数			
平静时	6.8134	0.0081	1.4314
紧张时	7.0681	0.0094	1.4143
欢乐音乐播放后	6.5111	0.0085	1.4206
忧伤音乐播放后	7.0426	0.0089	1.4179

4 结论

让被测者在紧张情绪下聆听欢快与忧伤两种类型的音乐,运用改进的 SAM 表分析被测者实验过程中的情绪变化,并在频域对采集的 EEG 信号进行 α 波、 β 波的分波段、分脑区的功率谱分析;利用 Hjorth 参数对 EEG 信号的时间序列进行时频分析,验证了在紧张情绪下不同类型音乐对左右脑的舒缓作用不同,左脑对节奏欢乐的音乐更敏感,右脑对忧伤的音乐更敏感。在研究中还发现,音乐舒缓紧张情绪后对 α 波的主要占用频宽无明显影响,而 β 波的主要占用频宽变大。因此,在舒缓紧张情绪时,可以选择聆听融合这两种风格的音乐。根据紧张程度的不同,若将两种风格的音乐针对 EEG 信号与情绪变化进行提取特征,选择不同的融合比例,作为音乐治疗的新型专用音乐,可以达到更好的治疗效果,为音乐治疗领域的发展提供新的途径。

参考文献

[1] Davidson R J, Jackson D C, Kalin N H. Emotion, plasticity, context, and regulation: perspectives from affective neuroscience[J]. Psychological bulletin, 2000, 126(6):890-909.

[2] Krumhansl C L. An exploratory study of musical emotions and psychophysiology [J]. Canadian journal of experimental psychology, 1997, 51(4):336-353.

[3] Altenmüller E, Schürmann K, Lim V K, et al. Hits to the left, flops to the right: different emotions during listening to music are reflected in cortical lateralisation patterns[J]. Neuropsychologia, 2002, 40(13): 2242-2256.

[4] 陆阳,郭滨,白雪梅.基于高斯混合模型的音乐情绪四分类研究[J].长春理工大学学报:自然科学版,2015,38(05):107-111.

[5] Eich E, Ng J T W, Macaulay D, et al. Combining

- music with thought to change mood[J]. Handbook of emotion elicitation and assessment, 2007: 124–136.
- [6] 卢英俊,戴丽丽,吴海珍,等.不同类型音乐对悲伤情绪舒缓作用的EEG研究[J].心理学探新, 2012, 32(04): 369–375.
- [7] Dan N, Xiao W W, Li C S, et al. EEG-based emotion recognition during watching movies [C]. 2011 5th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, 2011: 667–670.
- [8] Reza K, Michel H, Abdul W et al. The dynamic emotion recognition system based on functional connectivity of brain regions[C]. 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2010: 377–381.
- [9] Ishino K, Hagiwara M. A feeling estimation system—using a simple electroencephalograph[C]. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2003: 4204–4209.
- [10] Murugappan M, Ramachandran N, Sazali Y. Classification of human emotion from EEG using discrete wavelet transform[J]. Journal of Biomedical Science and Engineering, 2010, 3(4): 390–396.
- [11] Heraz A, Razaki R, Frasson C. Using machine learning to predict learner emotional state from brainwaves[C]. Seventh IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, 2007: 853–857.
- [12] Ko K E, Yang H C, Sim K B. Emotion recognition using EEG signals with relative power values and Bayesian network[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2009, 7 (5): 865–870.
- [13] Lin Y P, Wang C H, Jung T P, et al. EEG-based emotion recognition in music listening[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2010, 57(7): 1798–1806.
- [14] Mehmood R M, Du R, Lee H J. Optimal feature selection and deep learning ensembles method for emotion recognition from human brain EEG sensors[J]. IEEE Access, 2017(5): 14797–14806.
- [15] 王秋莎. 脑电神经科学在音乐中的研究综述[J]. 黄河之声, 2012(09): 77–78.
- [16] Hodes R, Cook E W. Individual differences in autonomic response: conditioned association or conditioned fear[J]. Psychophysiology, 1985, 22(5): 545–560.
- [17] Lang P J. Behavioral treatment and bio-behavioral assessment: computer applications[J]. Technology in mental health care delivery systems, 1991 (6): 119–137.
- [18] 黄柠檬. 基于EEG的情绪识别[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- [19] Hjorth B. EEG analysis based on time domain properties [J]. Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol, 1970, 29(3): 306–310.
- [20] 张晨洁, 王爽, 郭滨, 等. 基于CNN脑电信号伪迹检测与去除的EEMD方法[J]. 长春理工大学学报: 自然科学版, 2018, 41(02): 119–123+128.
- [21] 祝亚兵, 曾友雯, 冯珍, 等. 基于脑电信号特征的驾驶疲劳检测方法研究[J]. 长春理工大学学报: 自然科学版, 2016, 39(05): 119–122.