

文章编号: 0427-7104(2019)05-0586-10

人脑聆听轻音乐和静息状态下的 EEG 临界动力学特性

李玉珠¹, 郑高兴¹, 齐晓英¹, 于玉国^{1,2,3}

(1. 复旦大学 生命科学学院, 上海 200438; 2. 复旦大学 人类表型组研究院, 上海 201203;
3. 复旦大学 医学神经生物学国家重点实验室, 上海 200032)

摘 要: 已有研究发现人静息态时大脑皮层活动处于近临界状态, 且具有优化的信息传输效率. 然而大脑在感觉刺激状态下脑电临界动力学特征少有研究. 此外, 轻音乐被报道对于抑郁症、精神分裂症及术后损伤均具有较好的辅助治疗作用. 本文应用临界动力学理论, 研究了轻音乐刺激状态时大脑皮层脑电临界动力学特性. 我们记录了 26 名被试在闭眼、睁眼及闭眼听音乐状态的脑电信号, 对 3 种状态进行了频率特性和临界动力学特征分析. 结果显示人在睁眼状态, 全脑脑电信号活动率显著高于闭眼和听音乐状态. 相对于闭眼的临界状态, 音乐状态和睁眼状态分别趋向于次临界和超临界的状态, 即趋向于系统的低耗能态和高耗能态. 说明轻优美的音乐可以帮助大脑进入更好的休息状态, 没有大尺度的活动发生, 这为音乐治疗提供了有价值的实验依据.

关键词: 音乐; 脑电信号; 临界动力学; 平均频率

中图分类号: Q42

文献标志码: A

大脑作为一种复杂智能的人类器官, 极其耗能, 其仅占身体 2% 的重量却消耗高达 20% 的能量, 支持了大脑神经信息处理和神经计算等功能^[1-2]. 另一方面, 近期研究也发现大脑在执行神经信息处理和计算等功能时呈现出了高效节能的特点^[3]. 这种高效节能的神经信号活动模式有着复杂的时空动力学特征且可能处于临界状态^[4]. 临界状态是物理学中用来描述系统动力学行为的一个概念^[5]. 对于一个系统, 由于外界刺激因素或内在状态演化, 系统的动力学行为会不时地从一种稳定的状态跃迁到另一种激发活动状态, 即雪崩行为, 雪崩的尺寸大小衡量了激发活动事件的强度, 在一个相对较长的时间段, 当系统发生不同雪崩尺寸的概率分布呈现出幂律分布, 这样的系统动力学状态可认为处于临界状态^[5]. 已有研究指出大脑皮层的自发局域场电信号兴奋活动可以用雪崩概念来描述, 并发现神经场信号活动的雪崩尺寸分布符合幂律分布^[6]. 神经活动雪崩事件是由群体的神经元发放活动组成, 其重要的动力学特征是其雪崩尺寸概率分布呈现幂律分布而具有无标度特性, 这种性质可用临界分叉理论进行定量描述^[6]. 这种无标度特性对大脑不同时空尺度下的活动模式赋予了统一性描述^[7]. 当大脑皮层由兴奋性活动所主导时, 皮层处于超临界状态, 即其趋向于网络的全面激活. 而当大脑皮层由抑制性活动所主导时, 其处于次临界状态, 即网络系统的激励活动趋向于缩减^[8]. 目前在体内的浅皮层记录^[9-10]以及理论模型^[11]中都发现大脑皮层活动信号在静息态可被近临界状态模式描述, 同时, 借助脑电, 核磁共振和脑磁图等非入侵技术, 在人脑全脑大尺度活动信号范围也得到了相似结论^[12-13]. 大脑皮层这种自行调控其运行模式使其处于临界状态的机制称为自组织临界^[8]. 大脑皮层神经网络中兴奋和抑制突触的动态平衡可能是大脑静息状态处于自组织临界的主要网络调控机制^[14]. 偏离兴奋和抑制突触的最佳动态平衡会改变皮层网络的增益和对感知信号的响应特性, 并使大脑活动偏离临界状态^[4,15].

之前有研究提出大脑信息处理的高效节能特性是由于其稀疏放电模式, 而皮层网络中兴奋和抑制突触的最佳动态平衡促使了这种稀疏放电模式的产生^[16-17]. 这种稀疏放电模式往往伴随着最大化信息传输率和编码效率^[16-17]. 研究也发现临界状态的大脑动力学行为也会伴随着最高的信息容量和最大的信息传

收稿日期: 2018-11-29

基金项目: 国家自然科学基金(81761128011), 上海市科学技术委员会基金(16410722600), 上海市“东方学者”项目和国家癫痫精准医学项目(2016YFC0904400)

作者简介: 李玉珠(1994—), 女, 硕士研究生; 于玉国, 男, 教授, 通信联系人, E-mail: yuyuguo@fudan.edu.cn.

输率^[18].因此研究临界状态动力学空间附近的大脑信息处理及这种状态下神经元之间的信息传播可能是研究神经信息处理高效节能的新角度.而目前对于大脑临界现象的描述主要集中在静息状态,对于有感觉刺激状态下的大脑临界动力学的研究相对欠缺.虽然已有试验证明人脑处于集中注意力的任务态时偏离临界态,处于次临界状态^[19],但对于非静息态的感知刺激状态如何偏离临界以及任务态下的能量效率情况并没有进行深入探讨,我们计划对此开展系列研究.本文中的音乐聆听脑电实验是我们正在开展的系列实验研究之一.

近年来研究发现听音乐,既可以作为一种休闲娱乐方式,也具有一定的缓解精神压力和增强健康的康复效果.研究指出聆听音乐时大脑的信息传输能力增强,人脑趋于愉快的感知活动,可能具有辅助康复抑郁、精神分裂症和阿尔茨海默病等疾病的潜在效果^[20-22].也有实验发现中国古典轻音乐可诱发更优的脑网络通讯特性,增强大脑网络的连通性^[23].为了进一步研究在听轻音乐状态下大脑动力学特征和静息状态的差异,以及其耗能和效率的情况,我们设计了脑电实验,分别记录了被试在闭眼、睁眼及闭眼听音乐状态下的脑电信号,通过分析临界特性,我们研究了听音乐时大脑活动的动力学特征模式,同时利用频域空间的主频成分的平均频率评估了音乐状态下大脑的耗能水平.

1 材料与方法

1.1 被试选取与试验准备

脑电实验招募了26名健康的被试,其中有14名男性,12名女性,平均年龄为 21.54 ± 3.70 (均值 \pm 方差,年龄范围为11岁到31岁).所有的被试均具有正常的视觉和听觉,没有精神疾病的历史,且没有接受过专业音乐训练.所有被试均签署了知情同意书,且经过了复旦大学生命科学学院伦理委员会的审核批复(No.290).脑电数据采集采用了德国 Brain Products 公司的 actiCHamp64 通道的有线脑电设备,实验采用 Cz 作为参考电极,接地电极置于额叶中心 Fz 电极处,实验采集过程中脑电阻抗控制在 $10\text{ k}\Omega$ 以下,采样频率为 1 000 Hz .

实验过程中,被试处于声音屏蔽的房间内,调整室内的灯光至适宜程度,被试穿戴有64通道的电极帽,并确保接地和其他电极的位置正确.实验范式采用 Eprime 2.0 软件呈现,由3部分(包括睁闭眼静息、聆听音乐和睁闭眼静息)组成.被试在每个部分开始时按下 enter 键开始记录,不同的部分之间被试均被给予休息时间,且每个部分开始时屏幕会有提示文字指导被试进行实验,在实验数据采集过程中,被试被要求尽量保持身体静止以控制数据质量.第1部分包括1min的闭眼状态和1min的睁眼状态,睁眼状态时保持眼睛注视着屏幕上的十字.第2部分为约为2.5min保持闭眼状态下的单首完整的钢琴音乐聆听,音乐由音箱播放,左右音箱置于被试前方左右1m处.本实验中采用的音乐包括,140.4081s的瓦妮莎的微笑,213.3681s的克罗地亚狂想曲和147.3305s的夜色钢琴曲(音乐文件均下载自网易云音乐),均为舒缓优美的钢琴曲,每个被试听音乐时随机选取3首钢琴曲中的一首播放.其中在音乐聆听阶段,被试被要求闭眼专注聆听.第3部分为再次采集1min闭眼及1min睁眼数据.每个被试均采集以上3部分的脑电信号,最后的数据组成为第1部分的60s闭眼和60s睁眼状态信号,第2部分的约150s听音乐状态信号及第3部分的60s闭眼和60s睁眼状态信号.实验范式见图1(第588页).随后的数据分析中采用第1部分的睁闭眼状态和第2部分的听音乐状态的脑电信号,且对每个被试睁眼和闭眼状态下的60s信号均去除前10s和后10s的数据,最终得到中间40s的数据以控制数据质量.为保持一致,截取约150s听音乐状态下的数据质量较好的40s数据进行后续分析.

1.2 数据预处理

脑电数据的预处理在 MATLAB 2015b 中的工具包 EEGLAB 中进行.我们使用零参考电极(REST)作为对照电极^[24],然后进行49~51Hz的陷波滤波,去除50Hz的工频干扰.最后在0.5~100Hz之间进行滤波(即先采用0.5Hz的高通滤波,之后进行100Hz的低通滤波).滤波过程完毕后对数据进行独立成分分析,并借助 Adjust 工具包去除眼动和心电伪迹.在较为明显的伪迹被程序自动剔除之后,我们会再次通过人工观察和编写的算法程序检测数据质量异常的通道.算法程序检测主要以去除高频成分较多和具有异常高幅度的通道为原则.首先,由以往的脑电研究可知,肌电伪迹往往在功率谱上呈现出30~100Hz

的高频波谱特征,即在大于 30 Hz 的高频率范围内功率明显高于低频 1~30 Hz 的功率值^[25].因此我们通过计算信号的高频和低频的功率谱比率来判断信号是否为肌电的高频伪迹.具体方法是,对每个被试计算 3 种状态下 40 s 的信号中每 1 s 信号的高频部分(30~100 Hz)的功率之和除以低频部分(1~30 Hz)功率之和的比率数值,当比率超过 3(在多次测试中验证),这段数据被标记为肌电数据.当某一通道信号的肌电数据的长度超过数据总长度(40 s)的 1/2 时,此通道即被识别为坏通道.第 2 个标准为去除具有异常高幅度的信号.研究证明正常脑电信号的幅度约为 100 μ V,而非皮层活动会导致高幅伪迹^[26].同样对每 1 s 的数据幅度均值进行计算,若此段数据的幅度均值超过所有 1 s 数据幅度的均值+2SD,此段数据被标记为伪迹,若某电极信号标记为伪迹的数量超过信号长度的一半(20 s),此电极被标记为坏通道.删除所有的数据质量较差的通道并进行数据插值,最终进行人眼观测,得到数据质量较好的脑电数据.

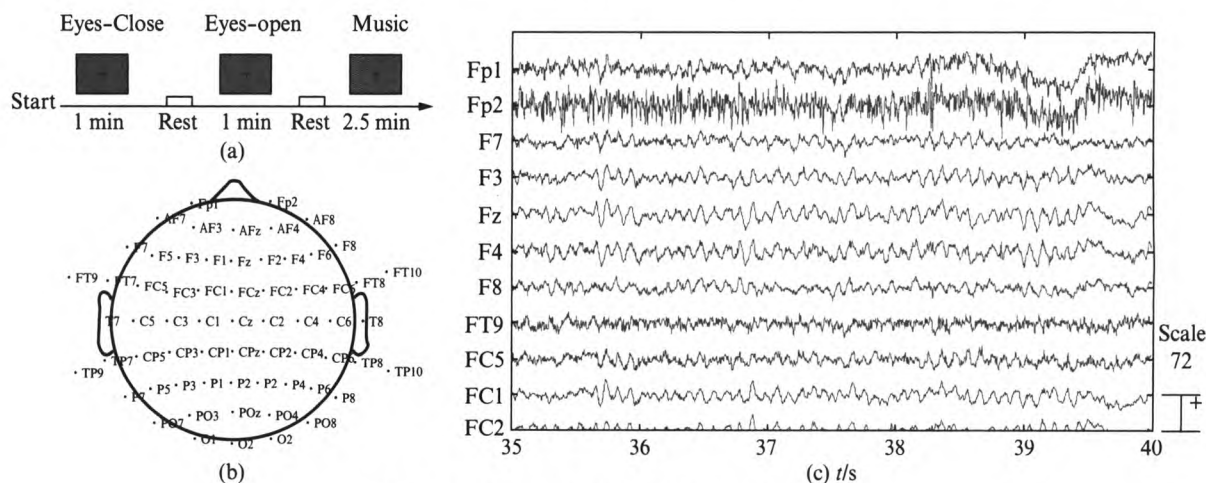


图 1 实验范式、脑电极位置和脑电信号示例

Fig.1 Experimental paradigm electrodes location and EEG data example

(a) 实验范式,实验中采集了 1 min 的闭眼、1 min 的睁眼和 2.5 min 听音乐(闭眼)的脑电数据,每个不同的片段之间设置了被试的休息时间;(b) 64 电极的脑电极位置示例;(c) 1 s 的闭眼状态下脑电数据示例.

1.3 平均频率的定义和信号转化

我们采用经过伪迹矫正的闭眼、睁眼和音乐脑电数据进行后续的分析.每种状态的数据长度为 40 s 可以提供较多可供分析的雪崩数量^[27].首先我们将脑电的幅度信号先经过傅里叶时频变换,然后计算出每 1 s 时间窗内的平均频率作为脑电活动的主频成分.对 1 s 时间窗采用 2 ms 时移,即得到随时间变化的频率信号.然后进行临界特性的脑电事件检测和临界特性分析.其中,平均频率^[28]定义为:

$$ave(f) = \frac{\sum P(f) \times f}{\sum P(f)}, \quad (1)$$

其中, P 和 f 分别代表着经过傅里叶变换后信号的功率和频率.采用此公式,我们可以得到随时间变化的脑电信号的主要平均频率成分,可用来定量化描述该电极所覆盖区域下面皮层群体神经活动的放电活动频率强度^[28].

1.4 脑电雪崩的定义

基于我们得到的平均频率信号,每个电极的事件定义为超过某个特征阈值的峰值点.我们使用 MATLAB 中的 'findpeaks' 函数进行事件的检测(算法中设定了最小 EEG 峰间距为 20 ms,是为了排除掉残留高频肌电信号的噪声峰干扰).在本文中,闭眼状态下每个被试的每个电极的均值+1SD(standard deviation)被用为该被试 3 种状态(闭眼、睁眼和音乐)下该电极的阈值,每个被试使用自己各自电极的均值+1SD 作为阈值.所有结果在均值+0.8SD 及均值+1.2SD 同样具有鲁棒性.在找到每个电极的事件之后,我们使用特定长度的时间窗来检测雪崩,时间窗的长度应为时间分辨率的整数倍,即 2 ms 的整数倍.在本文中我们统一采用 8 ms 的时间窗长度进行雪崩的检测(我们也做了 2, 4, 6, 10 ms 等时间窗检测做了比较,参看结果部分说明).根据之前的工作,雪崩定义为连续的非零事件的时间窗,即每个时间窗至少

有一个事件发生,且以 0 事件时间窗为起始,以 0 事件时间窗为雪崩的结束.雪崩是皮层中自发出现的同步性活动模式,每个雪崩代表着有一个或多个电极所覆盖的皮层下激活所引发的其他电极所覆盖的皮层下神经群组被激活的连续性同步活动^[29].雪崩的尺寸定义为该雪崩所有非 0 事件时间窗中事件的个数,雪崩的长度定义为非 0 事件时间窗的个数.

1.5 分叉参数的定义

分叉参数定义为所有雪崩中第 2 个时间窗的事件个数除以第 1 个时间窗的事件个数的均值.分叉参数代表着单个雪崩内的活动传播特性^[6],即雪崩活动倾向于在系统中扩散(单个事件引发众多事件,事件在整个系统中扩散)或寂灭(事件数目在系统中逐渐减少).单个被试的分叉参数为时间序列内所有雪崩分叉参数的均值,其公式为:

$$\sigma = \frac{1}{N_{av}} \sum_{k=1}^{N_{av}} \frac{2nd \text{ bin of } k' \text{th avalanche}}{n_{events}(1st \text{ bin of } k' \text{th avalanche})}, \quad (2)$$

其中, N 代表着总雪崩的个数, n 代表着指定时间窗的事件个数.对于单个时间窗的雪崩,其分叉参数为 0.因此,分叉参数具有很大的方差,为了确保结果的稳定性,分析数据必须满足有效的时间长度,使得雪崩个数超过 700 个以上^[27].

1.6 幂律分布的拟合

根据临界分叉理论,雪崩的尺寸和长度概率分布均具有幂律分布特性,我们采用之前工作中的方法^[30]对雪崩尺寸和长度的分布进行拟合,其分布符合:

$$P_s(x) = C_s x^{-\alpha}, \quad (3)$$

其中, $P_s(x)$ 为概率密度分布, C_s 为正态化的常数.

我们采用最大似然法对幂律分布模型进行参数估计,以 α 为指数的幂律分布模型的可能性函数为:

$$L = P(\alpha | x) = \prod_{i=1}^n P_s(x_i), \quad (4)$$

最佳拟合的 α 指数为最大化以上可能性函数所对应的 α .

以上对于临界指数的估计对每个被试的 3 种状态各自进行.3 种状态各自对应的临界指数由平均所有被试在该状态下的指数得到.

2 结 果

2.1 不同状态下脑电平均频率的对比

已有较多实验研究证据表明神经信号活动频率和大脑对应脑区的耗能呈现出线性正相关性^[31-32].这意味着,神经信号活动频率越高,脑区耗能越多.因此,我们可通过脑电信号的平均活动频率来表征对应脑区神经活动频率和耗能率.脑电主频越高,意味着皮层下群体神经放电活动越强,耗能也越高.最后通过计算全脑的平均频率,可以用于比较不同状态(如音乐刺激状态、睁、闭眼静息态)人脑的激活水平和耗能率.图 2(见第 590 页)展示了所有被试在音乐、闭眼和睁眼状态下全脑的平均频率,可以看出在额叶、颞叶和枕叶,睁眼状态的平均频率均高于闭眼和音乐状态.对每个被试全脑电极的平均频率做平均以衡量全脑总体的耗能水平,为对比 3 种状态下平均频率的相对大小,将每个被试的音乐、闭眼和睁眼的平均频率值各自减去音乐状态的平均频率值.图 2(d)给出每个被试在 3 种状态下的平均频率差值,其中每个红点代表一个被试.可看出睁眼和闭眼状态下的平均频率均值均高于音乐状态的平均频率,睁眼状态的平均频率显著性高于闭眼状态($P \ll 0.001$)和音乐状态($P \ll 0.001$)(统计 t 检验).其中,仅有一个被试在睁眼状态下的平均频率低于音乐状态下的平均频率.虽然闭眼状态高于音乐状态的平均频率不具有显著性,但在闭眼状态下也有超过 80% 的被试的全脑平均频率是高于其对应的音乐状态的平均频率.

2.2 临界特性

对于经过预处理去除伪迹的脑电信号,首先将幅度信号(图 3(a),见第 590 页)转化为平均频率信号

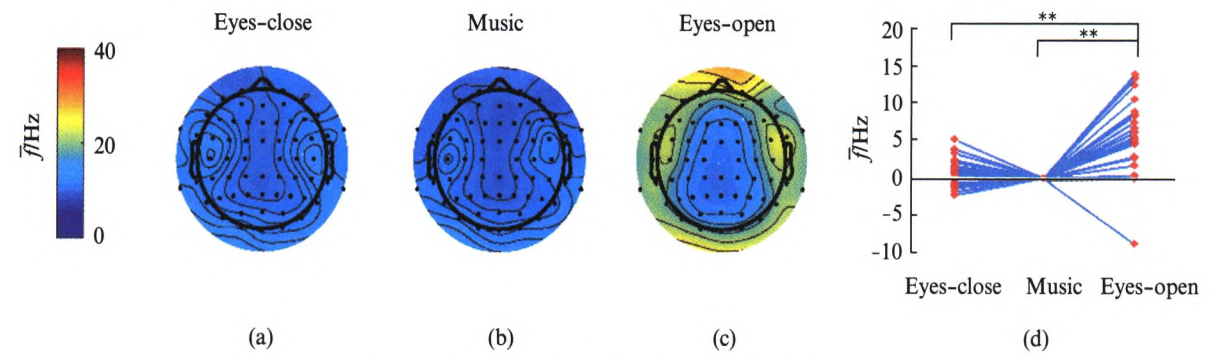


图 2 平均频率在音乐、闭眼和睁眼状态间的改变

Fig.2 Mean frequency of music, eyes-close and eyes-open state

平均频率在 3 种状态间的改变。(a),(b)和(c)图分别代表将所有被试在 64 个电极的平均频率进行平均,得出 3 种状态下的所有被试平均的平均频率。(d)图中代表将所有被试的 3 种状态的平均频率减去各自对应的音乐的平均频率进行标准化.平均频率在音乐状态下最低,在睁眼状态下最高.平均频率在音乐和睁眼间具有显著性差异,在闭眼和睁眼间具有显著性差异。

(图 3(b)),然后根据选定阈值在频率信号上进行事件检测(如图 3(b)中红点所示).对于单个被试的同个电极,闭眼、音乐和睁眼状态下具有不同的事件分布(分别如图 3(b),(c)和(d)所示).在对所有电极检测完事件之后,以 8 ms 的时间窗定义连续的事件集合为雪崩(图 3(e)).图中片段有 3 个雪崩,每个雪崩中事件的个数(即红点的个数)定义为雪崩的尺寸,时间窗的个数定义为雪崩的长度.因此,图中的雪崩尺寸分别为 2,6,7,雪崩的长度分别为 1,2,3.

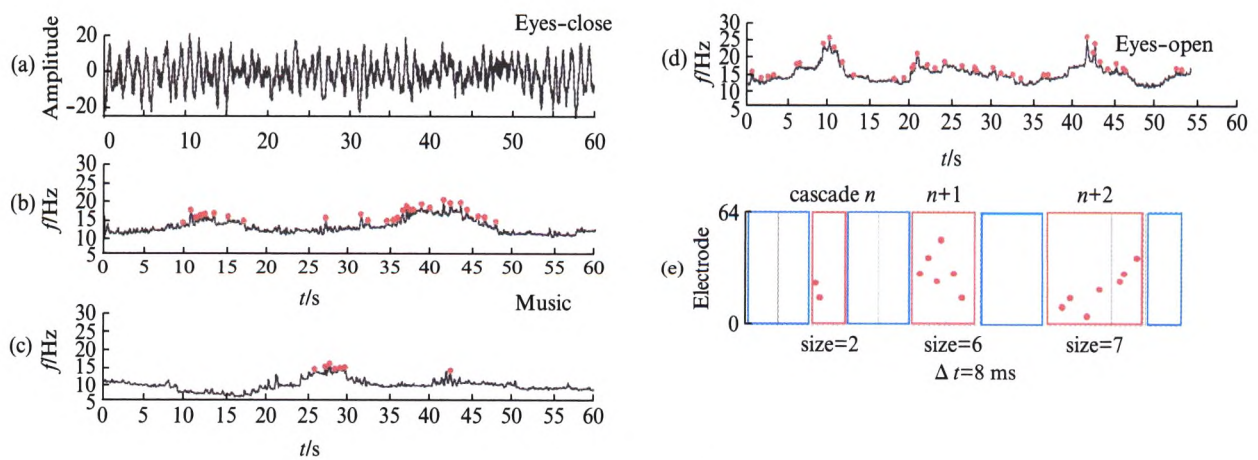


图 3 雪崩的定义

Fig.3 Definition of cascades

(a) 某被试顶叶电极在闭眼状态下原始幅度数据。(b) 将(a)图中幅度的原始数据转化为平均频率数据,根据给定阈值,将超过阈值的峰值点标记为事件,如图中的红点所示,本文中所用的阈值为该电极的均值+1SD。(c) 该被试相同电极在音乐状态下的平均频率。(d) 该被试相同电极在睁眼下的平均频率.所有的状态在同一电极下都使用同样的阈值,即为闭眼状态下的均值+1SD,结果在其他阈值下仍然具有稳健性。(e) 雪崩的尺寸和长度,本文中使用的时间窗长度为 8 ms,结果在 4~10 ms 下仍保持不变。

基于此,对所有被试 3 种状态下的脑电信号进行雪崩的检测,然后再对睁眼、闭眼及听音乐状态下的雪崩的尺寸、长度及分叉参数进行分析.首先,我们对所有被试在 3 种状态下雪崩的尺寸进行概率密度分布分析,得到 3 种状态下综合所有被试的雪崩尺寸的总概率密度分布图(图 4(a)),可以看到音乐状态下的斜率绝对值最大,说明听音乐时的脑电活动大尺寸事件少,脑活动更倾向于小尺寸事件的发生.而睁眼状态下的斜率最为平缓,说明大尺寸事件的发生概率最高.我们对每个被试在每种状态下的雪崩尺寸的概率密度分布进行最大似然法估计计算出斜率,即雪崩尺寸的临界指数.对得到的 26 个被试在 3 种状态下的临界指数做进一步分析,即把闭眼、音乐及睁眼状态下各自的临界指数分别减去音乐状态的临界指数,得到图 4(b).可以看出,闭眼和睁眼的临界指数显著性均高于音乐状态的临界指数(两者均有 $P \ll 0.001$).然后,我们对 3 种状态下综合所有被试的雪崩事件的长度进行总概率密度分布的统计分析,得到图 4(c).

结果显示,音乐状态倾向于持续时间较短的活动事件发生,而睁眼状态则有更多的持续时间较长的活动事件发生.对每个被试在每种状态下的雪崩长度的概率密度分布进行最大似然法估计计算出斜率,即雪崩长度的临界指数.为了比较 3 种状态斜率的相对大小,将每个被试在闭眼、音乐和睁眼状态下的临界指数各自减去该被试在音乐状态下的临界指数值,得到图 4(d).可看出闭眼和睁眼状态的斜率显著性高于音乐状态的斜率(两者均有 $P \ll 0.001$).

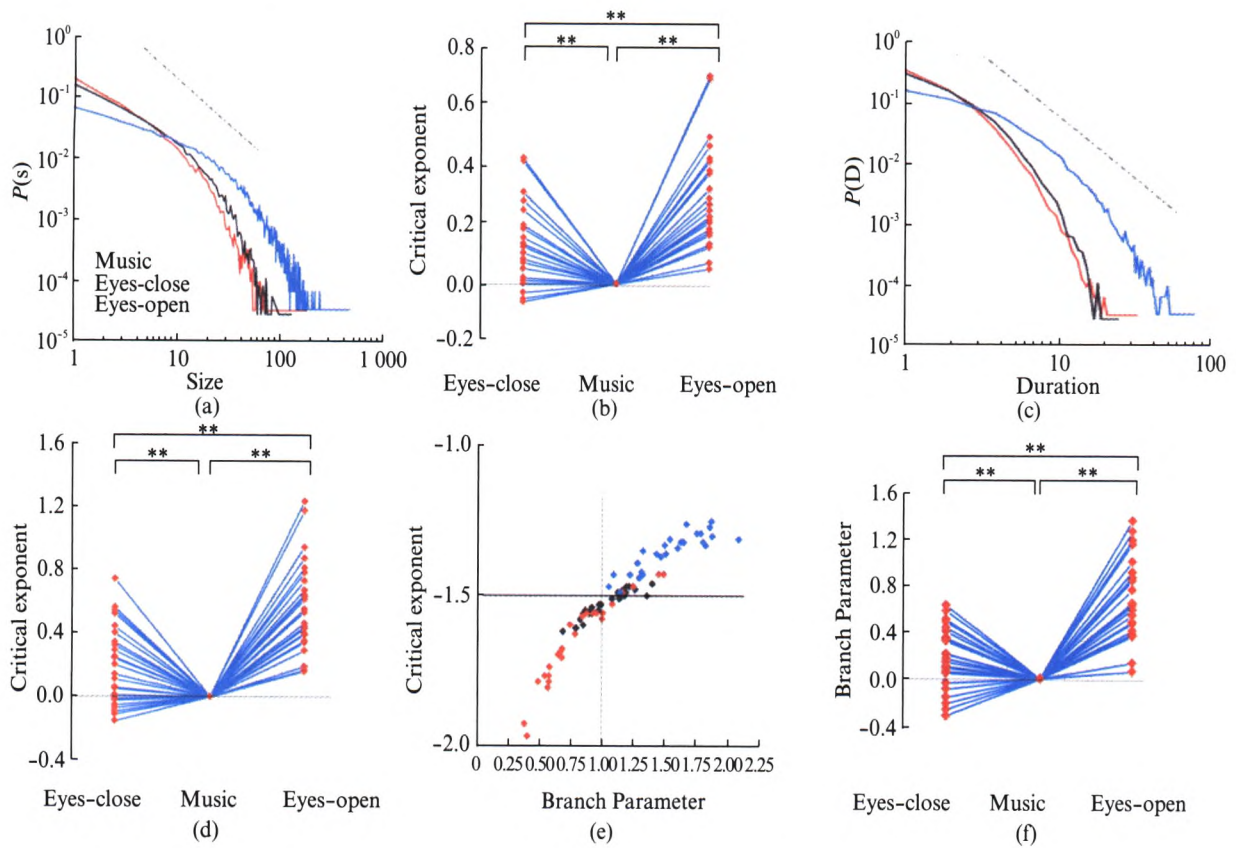


图 4 音乐、睁闭眼在临界参数的差异

Fig.4 The distinct critical dynamics of music, eyes-close and eyes-open state

(a) 所有被试雪崩尺寸的概率密度分布,红色、黑色和蓝色分别代表音乐,闭眼和睁眼,其中虚线代表斜率为-1.5的参考线.(b) 3 种状态对应的雪崩尺寸的临界指数,将三者所有被试的临界指数同时减去其在音乐状态下对应的临界指数后进行标准化,音乐最低,相比于闭眼和睁眼均具有显著性差异(t 检验).(c) 所有被试雪崩长度的概率密度分布,虚线代表斜率为-2的参考线.(d) 3 种状态对应的雪崩长度的临界指数,同样减去音乐态下的临界指数后进行标准化.音乐最低,睁眼状态下最高,音乐和闭眼睁眼下,均具有显著性差异(t 检验).(e) 以 3 种状态 26 个被试的分叉参数为横坐标,雪崩尺寸的概率密度分布为纵坐标,作出 3 种状态在临界空间的分布图,可看到相对于闭眼状态的临界态,音乐处于次临界状态,睁眼处于超临界状态.(f) 3 种状态的分叉参数,音乐最低,睁眼最高,音乐相对于闭眼(p)和睁眼(p)同样具有显著性差异(t 检验).

最后,我们对每个被试在 3 种状态下的雪崩活动进行分叉参数的计算.分叉参数记为每个雪崩事件中的第 2 个时间窗的事件个数除以第 1 个时间窗的事件个数的比值的平均值.这可用于衡量雪崩事件在网络中的传播特性.分叉参数等于 1 时,活动在网络中维持原事件尺寸继续存在.当分叉参数 > 1 时,事件活动倾向于在全网络系统内扩大传播.分叉参数小于 1 时,意味着系统活动倾向于在网络中的随时间呈逐渐缩减性传播.我们计算了每个被试在 3 种状态的分叉参数,将每个被试在闭眼、音乐和睁眼状态下的分叉参数分别减去该被试在音乐状态下的分叉参数值后,得到图 4(f).可以看出音乐状态的分叉参数显著性低于闭眼和睁眼的分叉参数(显著 P 值分别为 $P = 0.0069, P \ll 0.001$).以 3 种状态的分叉参数为横坐标,对应的雪崩尺寸的概率密度分布为纵坐标,给出图 4(e),图中每个点代表每个被试在听音乐(红点),闭眼(黑点)和睁眼(蓝点)的分叉参数(x 坐标)和临界指数值(y 坐标).可看出 3 种状态在临界空间中具有不同的空间分布.音乐状态的分叉参数值小于 1,临界指数小于-1.5,睁眼状态的分叉参数大于 1 而临界指数大于-1.5.人脑在闭眼静息状态的分叉参数值约等于 1,而临界指数在-1.5 附近,这意味着全脑活动处于临界状态附近.图 4(e)说明人脑聆听轻音乐状态倾向于次临界状态,睁眼静息状态倾向于超临界状态.

2.3 临界参数结果的稳健性

在本文中,为了检测事件及定义雪崩,我们使用的闭眼状态下的均值+1SD 作为检测事件的阈值,使用 8 ms 作为检测连续事件的时间窗.为了证明音乐、闭眼及睁眼状态临界参数对于检测事件时所用参数的稳定性,我们分别使用 2 ms,4 ms,6 ms,8 ms 和 10 ms 的时间窗长度进行雪崩的检测,如图 5(a),(c) 及(e)所示.音乐状态下,脑活动依赖于时间窗长度的变化,雪崩尺寸的临界指数,雪崩长度的临界指数和临界参数,均和上述结果保持一致,即睁眼时各项指数最大,音乐状态各项指数最小,这证明了我们的结果对于时间窗长度的稳定性.然后我们还验证了不同阈值选择对结果的影响.我们使用闭眼状态下均值+0.8SD 及均值+1.2SD 作为阈值进行事件的检测,得到图(b),(d)和(f).在两种阈值下,雪崩尺寸和长度的临界指数和分叉参数仍保持睁眼>闭眼>音乐的趋势,证明了临界参数结果对于阈值选择的稳定性.

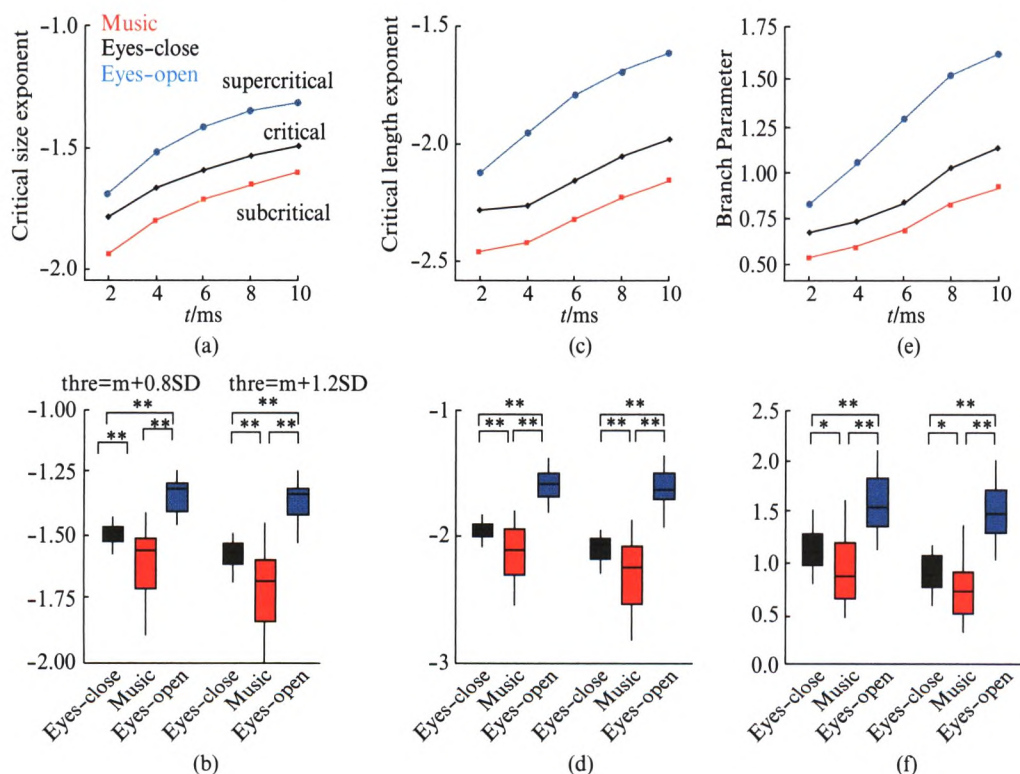


图 5 采用不同阈值及时间窗长度时结果的一致性

Fig.5 The robustness of the results using varied threshold and time bin duration

本文中在 3 种状态下检测事件时使用的阈值为各自被试的每个电极在闭眼状态下的均值+1SD,在检测雪崩时定义的时间窗长度为 8 ms,为了检验结果的稳健性,我们分别使用 2,4,6,8,10 ms 的时间窗长度,均值+1SD 的阈值进行计算,得到(a),(c)和(e)图,即临界指数和分叉参数在变换时间窗长度时,趋势仍保持不变.在 8 ms 时间窗长度下,使用均值+0.8SD 及均值+1.2SD 对结果进行计算,得到(b),(d)和(f),即临界指数和分叉参数在检测事件的阈值时,趋势仍保持不变,即相对于闭眼的临界状态,音乐处于次临界状态,睁眼处于超临界状态.

3 讨 论

之前有研究发现,在大脑受到刺激时,会有低频脑电节律的抑制和低幅度高频脑电信号的出现,代表着脑电的激活状态^[33].同时也有研究证明脑电的 γ 波段的能量和 δ 波段的相位与多细胞记录活动具有正相关^[34].局域场电位的 γ 波段能量对于核磁信号最具有预测性^[35].因此,通过频率的高低来反映皮层的激活程度具有较好的合理性.同时,神经信号的放电率与大脑皮层的耗能具有正相关的关系^[31-32],因此通过计算脑电中主频成分即平均频率能够侧面反映聆听轻音乐在不同状态下大脑耗能的多少.我们的实验结果指出,人在睁眼状态的全脑活动平均频率显著高于轻音乐聆听和闭眼状态下的平均频率,闭眼的平均频率也高于音乐的平均频率(不具有显著性,但有 80% 的被试听音乐时的平均频率低于其闭眼时的平均频率,见图 2).这和之前国际同行实验中发现的睁眼相对于闭眼增加了视觉输入的处理加工并处于更被

激活状态的结果是一致的^[36]。同时,音乐状态的平均频率低于闭眼和睁眼的平均频率,说明音乐状态下大脑相对于闭眼和睁眼具有更少的耗能,表明大脑处于更安静和放松的状态,这为音乐对于抑郁症和精神分裂症具有治疗效果且能帮助中风、帕金森及手术后的恢复^[37-38]提供了新的实验支持证据,即大脑皮层在听轻缓舒畅的乐曲时相对于睁眼静息态耗能相对更少。

大脑皮层在静息态会处于临界或近临界状态,这在体外切片^[6]、体内皮层记录、清醒非人类灵长类动物和大尺度人类脑磁图^[27]、核磁记录^[39]的实验研究中已经得到较多实验支持。本文中,我们用脑电记录了音乐、睁眼和闭眼静息状态的信号,得出了与之前结果相吻合的结论,闭眼静息状态下的分叉参数接近于1,雪崩尺寸的临界指数接近于-1.5(对雪崩长度的临界指数接近于-2^[40]),这意味着人脑在闭眼静息态处于临界状态。而我们的实验也指出人脑在音乐状态趋向于次临界状态,睁眼状态趋向于超临界。人在睁眼静息时也会通过眼睛接收较多的外界刺激,这促使了更多的大脑活动事件的发生,因此睁眼状态时处于超临界状态,是和之前使用核磁的临界研究得出的结论是一致的^[39]。听音乐时大脑皮层处于次临界状态,代表着在音乐状态下,缺少大尺度事件活动的发生,皮层活动趋向于缩减性状态,这说明在音乐状态下,皮层相对于闭眼和睁眼状态处于更弱的大脑激活状态,缺少大范围的皮层事件活动。这些结果是和前面的脑电平均频率分析一致的。

最后,由于本文在雪崩检测的方法中使用了特定阈值和特定时间窗,我们进一步测试了结果对于变化阈值和时间窗长度的稳定性。显示相对于闭眼的临界态,睁眼处于超临界及音乐态处于次临界的结果是具有较好的稳健性的。这进一步验证了我们结果的稳定性。临界动力学也曾用来研究麻醉与清醒状态的动力学区别^[41],睡眠剥夺和正常清醒状态的动力学区别^[42],说明在不同的认知状态下,临界动力学参数可以较好地用于定量化描述皮层活动特征。

综上所述,我们的实验研究表明聆听轻音乐的确可以减少人脑的活动率,使大脑处于节能的休息状态,这给音乐治疗提供了定量化的实验证据。在以后的研究中,我们希望能继续探讨不同音乐类型是否存在不同的临界动力学特性,为音乐治疗的范畴提供更多的定量化实验和理论证据。

参考文献:

- [1] FOX M D, RAICHEL M E. Spontaneous fluctuations in brain activity observed with functional magnetic resonance imaging[J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2007, **8**: 700.
- [2] AIELLO L C, WHEELER P. The Expensive-Tissue Hypothesis: The brain and the digestive system in human and primate evolution[J]. *Current Anthropology*, 1995, **36**(2): 199-221.
- [3] YU L, YU Y. Energy-efficient neural information processing in individual neurons and neuronal networks[J]. *J Neurosci Res*, 2017, **95**(11): 2253-2266.
- [4] YANG D P, ZHOU H J, ZHOU C. Co-emergence of multi-scale cortical activities of irregular firing, oscillations and avalanches achieves cost-efficient information capacity[J]. *PLoS Computational Biology*, 2017, **13**(2): e1005384.
- [5] BAK P, TANG C, WIESENFELD K. Self-organized criticality: An explanation of the 1/f noise[J]. *Phys Rev Lett*, 1987, **59**(4): 381-384.
- [6] BEGGS J M, PLENZ D. Neuronal avalanches in neocortical circuits[J]. *The Journal of Neuroscience*, 2003, **23**(35): 11167-11177.
- [7] HE B J, ZEMPEL J M, SNYDER A Z, et al. The temporal structures and functional significance of scale-free brain activity[J]. *Neuron*, 2010, **66**(3): 353-369.
- [8] BEGGS J M, TIMME N. Being critical of criticality in the brain[J]. *Frontiers in Physiology*, 2012, **3**: 163.
- [9] GIREESH E D, PLENZ D. Neuronal avalanches organize as nested theta-and beta/gamma-oscillations during development of cortical layer 2/3[J]. *Proc Natl Acad Sci USA*, 2008, **105**(21): 7576-7581.
- [10] GAUTAM S H, HOANG T T, MCCLANAHAN K, et al. Maximizing sensory dynamic range by tuning the cortical state to criticality[J]. *PLoS Computational Biology*, 2015, **11**(12): e1004576.
- [11] DE ARCANGELIS L, PERRONE CAPANP C, HERRMANN H J. Self-organized criticality model for

- brain plasticity[J]. *Physical Review Letters*, 2006, **96**(2): 028107.
- [12] SHEW W L, YANG H, PETERMANN T, et al. Neuronal avalanches imply maximum dynamic range in cortical networks at criticality[J]. *The Journal of Neuroscience*, 2009, **29**(49): 15595-15600.
- [13] COCCHI L, GOLLO L L, ZALESKY A, et al. Criticality in the brain: A synthesis of neurobiology, models and cognition[J]. *Progress in Neurobiology*, 2017, **158**: 132-152.
- [14] POIL S S, HARDSTONE R, MANSVELDER H D, et al. Critical-state dynamics of avalanches and oscillations jointly emerge from balanced excitation/inhibition in neuronal networks[J]. *The Journal of Neuroscience*, 2012, **32**(29): 9817-9823.
- [15] FEKETE T, OMER D B, O'HASHI K, et al. Critical dynamics, anesthesia and information integration: Lessons from multi-scale criticality analysis of voltage imaging data [J]. *Neuroimage*, 2018, **183**: 919-933.
- [16] VINJE W E, GALLANT J L. Sparse coding and decorrelation in primary visual cortex during natural vision[J]. *Science*, 2000, **287**(5456): 1273-1276.
- [17] YU Y, MIGLIORE M, HINES M L, et al. Sparse coding and lateral inhibition arising from balanced and unbalanced dendrodendritic excitation and inhibition[J]. *The Journal of Neuroscience*, 2014, **34**(41): 13701-13713.
- [18] SHEW W L, PLENZ D. The functional benefits of criticality in the cortex[J]. *The Neuroscientist*, 2013, **19**(1): 88-100.
- [19] FAGERHOLM E D, LORENZ R, SCOTT G, et al. Cascades and cognitive state: Focused attention incurs subcritical dynamics[J]. *The Journal of Neuroscience*, 2015, **35**(11): 4626-4634.
- [20] WONG H L C, LOPEZ-NAHAS V, MOLASSIOTIS A. Effects of music therapy on anxiety in ventilator-dependent patients[J]. *Heart & Lung: The Journal of Acute and Critical Care*, 2001, **30**(5): 376-387.
- [21] ZARE M, EBRAHIMI A A, BIRASHK B. The effects of music therapy on reducing agitation in patients with Alzheimer's disease, a pre-post study[J]. *International Journal of Geriatric Psychiatry*, 2010, **25**(12): 1309-1310.
- [22] KWON M, GANG M, OH K. Effect of the group music therapy on brain wave, behavior, and cognitive function among patients with chronic schizophrenia[J]. *Asian Nursing Research*, 2013, **7**(4): 168-174.
- [23] WU J, ZHANG J, DING X, et al. The effects of music on brain functional networks: A network analysis [J]. *Neuroscience*, 2013, **250**: 49-59.
- [24] DEZHONG Y. A method to standardize a reference of scalp EEG recordings to a point at infinity [J]. *Physiological Measurement*, 2001, **22**(4): 693.
- [25] MCFARLANG D J, MCCANE L M, DAVID S V, et al. Spatial filter selection for EEG-based communication[J]. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 1997, **103**(3): 386-394.
- [26] JOSE ANTONIO U, BEGOÑA G Z. EEG artifact removal—state-of-the-art and guidelines[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2015, **12**(3): 031001.
- [27] SHRIKI O, ALSTOTT J, CARVER F, et al. Neuronal avalanches in the resting MEG of the human brain[J]. *The Journal of Neuroscience*, 2013, **33**(16): 7079-7090.
- [28] CORNELIUS J R, SCHULZ S C, BRENNER R P, et al. Changes in EEG mean frequency associated with anxiety and with amphetamine challenge in BPD[J]. *Biol Psychiatry*, 1988, **24**(5): 587-594.
- [29] PLENZ D, THIAGARAJAN T C. The organizing principles of neuronal avalanches: Cell assemblies in the cortex? [J]. *Trends in Neurosciences*, 2007, **30**(3): 101-110.
- [30] CLAUSET A, SHALIZI C R, NEWMAN M E J. Power-law distributions in empirical data [J]. *SIAM Review*, 2009, **51**(4): 661-703.
- [31] LAUGHLIN S B, DE RUYTER VAN STEVENINCK R R, ANDERSON J C. The metabolic cost of neural information[J]. *Nature Neuroscience*, 1998, **1**: 36.
- [32] YU Y, HERMAN P, ROTHMAN D L, et al. Evaluating the gray and white matter energy budgets of human brain function[J]. *Journal of Cerebral Blood Flow & Metabolism*, 2018, **38**(8): 1339-1353.

[33] MORUZZI G, MAGOUN H W. Brain stem reticular formation and activation of the EEG [J]. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 1949,1(4): 455-473.

[34] WHITTINGSTALL K, LOGOTHETIS N K. Frequency-band coupling in surface eeg reflects spiking activity in monkey visual cortex[J]. *Neuron*, 2009,64(2): 281-289.

[35] MAGRI C, SCHRIDDE U, MURAYAMA Y, et al. The amplitude and timing of the bold signal reflects the relationship between local field potential power at different frequencies [J]. *The Journal of Neuroscience*, 2012,32(4): 1395-1407.

[36] BARRY R J, CLARKE A R, JOHNSTONE S J, et al. EEG differences between eyes-closed and eyes-open resting conditions[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2007,118(12): 2765-2773.

[37] HOLE J, HIRSCH M, BALL E, et al. Music as an aid for postoperative recovery in adults: A systematic review and meta-analysis[J]. *The Lancet*, 2015,386(10004): 1659-1671.

[38] THAUT M H. The future of music in therapy and medicine[J]. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 2005,1060(1): 303-308.

[39] HE B J. Scale-free properties of the functional magnetic resonance imaging signal during rest and task[J]. *The Journal of Neuroscience*, 2011,31(39): 13786-13795.

[40] ARVIV O, GOLDSTEIN A, SHRIKI O. Near-critical dynamics in stimulus-evoked activity of the human brain and its relation to spontaneous resting-state activity [J]. *The Journal of Neuroscience*, 2015, 35(41): 13927-13942.

[41] KRZEMIŃSKI D, KAMIŃSKI M, MARCHEWKA A, et al. Breakdown of long-range temporal correlations in brain oscillations during general anesthesia[J]. *NeuroImage*, 2017,159: 146-158.

[42] MEISEL C, OLBRICH E, SHRIKI O, et al. Fading signatures of critical brain dynamics during sustained wakefulness in humans[J]. *The Journal of Neuroscience*, 2013,33(44): 17363-17372.

Critical Dynamics Characteristics of Human Brain EEG Activity During Music-listening State and Resting State

LI Yuzhu¹, ZHENG Gaoxing¹, QI Xiaoying¹, YU Yuguo^{1,2,3}

(1. School of Life Sciences, Fudan University, Shanghai 200438, China; 2. Human Phenome Institute, Fudan University, Shanghai 201203, China; 3. State Key Laboratory of Medical Neurobiology, Fudan University, Shanghai 200032, China)

Abstract: Recently, numerous studies have found that human cortex operated near critical state in resting state which enables the cortex large capacity for information processing. However, the critical dynamics of human brain under sensory stimulation is rarely investigated. In addition, light music is suggested to benefit therapy of depression, schizophrenia and postoperative recovery. Here, we examined the cortex dynamics in light-music-listening state utilizing critical theory. We recorded EEG data of 26 subjects in eyes-close, eyes-open and music-listening state and analyzed the frequency characteristic and critical dynamics in three states. The results showed that EEG main frequency intensity of eyes-open state is significantly higher than the eyes-close state and music-listening state. Moreover, compared with the critical state of eyes-close state, the music-listening state tends to subcritical state and eyes-open state tends to supercritical state, which means low energy cost and high energy cost of the system respectively. Our results indicated light-music-listening is beneficial to brain relaxation without large-scale activity in the cortex. Our work provided valuable experimental support for the music-therapy.

Keywords: music; EEG; critical dynamics; mean frequency