



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107280663 A

(43)申请公布日 2017. 10. 24

(21)申请号 201710551773.2

(22)申请日 2017.07.07

(71)申请人 南京邮电大学

地址 210003 江苏省南京市新模范马路66号

(72)发明人 徐欣 庞贵宏

(74)专利代理机构 江苏爱信律师事务所 32241

代理人 唐小红

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/0478(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书6页 附图8页

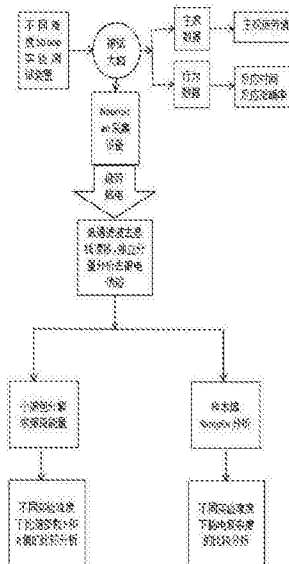
(54)发明名称

一种基于不同实验难度的疲劳脑电特征研究的方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于不同实验难度的疲劳脑电特征研究的方法。精神疲劳是一种逐渐的、累积的现象，一般表现在人体生理活动的减弱。本发明通过设置两组不同难度的Stroop实验来诱发不同状态下的疲劳脑电，使用小波包分解和样本熵算法对两组实验中清醒和疲劳状态下的脑电信号进行特征分析。实验结果表明：从清醒到疲劳状态下，α波和θ波相对能量增加，β波相对能量显著降低(P<0.05)，参数α/β、(α+θ)/β的比值(P<0.05)随着疲劳的加深逐渐增大，各脑区的样本熵值呈降低趋势；且相较于较高难度的实验组，低难度任务中的参数变化更为明显，因此，参数α/β、(α+θ)/β可以作为衡量脑力疲劳的潜在指标，同时可以验证适当增加实验难度可以在某种程度上对抗脑力疲劳的产生。

CN 107280663 A



1. 一种基于不同实验难度的疲劳脑电特征研究的方法,其特征在于,包括以下步骤:

(1) 各脑区的头皮电极放置:利用置于大脑头皮的各部位电极来采集相应脑区的脑电信号,并对其进行放大,模数转换,以数字信号存储在计算机中;

(2) 受试者在视觉刺激实验中完成相关按键任务,记录在不同实验难度里受试者从清醒到疲劳状态下的脑电信号,以及相应的主观数据和行为数据;

(3) 对记录的主观数据和行为数据求平均和配对T检验,对采集到的脑电信号进行预处理,利用低通滤波器去除基线漂移,独立分量分析ICA去除眼电伪迹;

(4) 对预处理后的脑电信号进行小波包分解,计算各频段的能量,并分析其比值参数F和R值;

(5) 对预处理后的脑电信号进行样本熵分析,计算从清醒到疲劳状态下脑电信号的脑电复杂度变化趋势;

(6) 分析处理后的主观数据、行为数据以及F值( $\alpha/\beta$ )、R值( $(\alpha+\theta)/\beta$ )、样本熵值,来分析高低两种不同的实验难度对疲劳诱发的影响,分析其相应规律。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤(1)中各脑区头皮电极的具体放置方法是:采用国际脑电图学会标定的10-20电极导联定位标准,用双耳垂接法,记录导联FP1、FP2、F7、F8、T7、T8、C3、C4、O1、O2,其中参考电极选取M1、M2,采样频率为125HZ,各通道导联阻抗均小于5k $\Omega$ ;使用Neuroscan64设备采集脑电信号并进行放大和模数转换,再输入到计算机中。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤(2)中的视觉刺激实验设计策略是:使用E-Prime软件设计不同难度的视觉刺激实验—Stroop实验,被试者进行两组实验的测试,记录其主观数据和相应行为数据;

所述的视觉刺激实验主要是:通过设计两组不同难度的Stroop刺激实验来诱发人体的疲劳脑电。低难度实验为红黄蓝绿四种颜色的卡片在屏幕上滚动,字体的颜色和字义保持一致;高难度组实验为字体颜色和字义相矛盾的红黄蓝绿四种颜色卡片在屏幕上滚动。被试者通过观察屏幕上滚动的卡片,根据字体的颜色来分别按下与四种颜色相对应的键盘按键。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤(3)中的数据分析具体方法是:使用SPSS13.0软件对主观数据和行为数据求平均并进行配对t检验,对采集的原始脑电信号进行低通滤波去除基线漂移,线性矫正,独立分量分析去除眼电伪迹。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤(4)中预处理后的脑电信号进行小波包分解,具体分解算法如下:

以 $f(t)$ 表示源信号,经过小波分解后,在第 $i$ 分解层得到 $2^i$ 个子频带,故源信号 $f(t)$ 可表示为:

$$f(t) = \sum_{j=0}^{2^i-1} f_{i,j}(t_j) = f_{i,0}(t_0) + f_{i,1}(t_1) + \dots + f_{i,2^i-1}(t_{2^i-1})$$

式中: $j=0, 1, \dots, 2^i-1$ ,  $f_{i,j}(t_j)$  为小波包分解在第 $i$ 层节点 $(i, j)$ 上的重构信号;根据Parseval定理及式(1)可计算得到信号 $f(t)$ 小波包分解的能量谱如下:

$$E_{i,j}(t_j) = \int_{\Gamma} |f_{i,j}(t_j)|^2 dt = \sum_{k=1}^m |x_{j,k}|^2$$

式中： $E_{i,j}(t_j)$  为  $f(t)$  小波包分解到节点  $(i,j)$  上的频带能量； $x_{j,k}$  ( $j=0,1,2,\dots,2^i-1, k=1,2,\dots,m$ ) 为重构信号  $f_{i,j}(t_j)$  的离散点幅值； $m$  为信号采样点数；

得到各节点的频带能量值，便可计算小波包熵值：

$$P_j = \frac{E_j}{E}$$

$$WE = -\sum_j P_j \log_2 P_j$$

其中  $P_j$  为各节点能量值在能量总和中所占的比例值， $WE$  为各频带的小波熵值。

6. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，步骤(5)中预处理后脑电信号的脑电复杂度由下列样本熵算法得出：

① 设给定一维离散时间序列，构造成一组  $m$  维矢量，从  $X_m(1)$  到  $X_m(N-m+1)$ ，其中：

$$X_m(i) = [u_i, u_{i+1}, u_{i+2}, \dots, u_{i+m-1}] \quad (i=1 \sim N-m+1)$$

② 定义任意两个  $m$  维向量之间的距离为：

$$d[X_m(i), X_m(j)] = \max |u_{i+k} - u_{j+k}|, 0 \leq k \leq m-1; i, j=1 \sim N-m+1, i \neq j$$

③ 给定阈值  $r$ ，对每个  $i$  值，统计  $d[X(i), X(j)] < r$  的个数  $n_i^m$ ，然后计算其与距离总数  $(N-m)$  的比值（称为模板匹配数），记：

$$B_i^m(r) = \frac{d[X_m(i), X_m(j)] < r \text{ 的数目}}{N-m}, i, j=1 \sim N-m+1, i \neq j$$

其中， $SD$  是一维离散时间序列的标准差；

$$\textcircled{4} \text{ 计算: } B^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r)$$

⑤ 对于  $m+1$  点矢量，按以上步骤，可得：

$$B^{m+1}(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^{m+1}(r)$$

⑥ 理论上此序列的样本熵值为： $\text{SampEn}(m, r) = \lim \{-\ln[B^{m+1}(r)/B^m(r)]\}$ ，当序列长度为有限值时，其样本熵估计值为： $\text{SampEn}(m, r) = -\ln[B^{m+1}(r)/B^m(r)]$

其中参数  $m$  是预先选定的模式维数， $r$  是预先选定的相似容限。

7. 根据权利要求1所述的方法，其特征在于，步骤(6)中两组实验下各项数据的对比分析：分析高低两种不同实验难度下的主观数据、行为数据、 $F$ 值、 $R$ 值以及样本熵值变化趋势，可看出：低难度实验下人体疲劳的产生快于高难度实验下人体疲劳的产生，实验难度的提高一定程度上可抑制疲劳的产生。

## 一种基于不同实验难度的疲劳脑电特征研究的方法

### 技术领域

[0001] 本发明设计一种基于不同实验难度的疲劳脑电的特征研究方法。具体指,设计两组不同难度的心理学实验来诱发人体的疲劳脑电,分析不同实验难度下疲劳脑电的变化趋势,该发明属于认知神经科学和信息技术领域的结合,属于数字信号处理技术领域。

### 背景技术

[0002] 生理性精神疲劳现已成为城市中的重要问题,严重威胁着人们的身体健康和生命财产安全。在交通驾驶、航空航天活动、人机系统监控等工作中,操控人员精神疲劳引起的瞬间的注意力分散、反应迟缓或协调性不够,都可能导致极为严重的事故。因此,疲劳脑电的分析和预防工作就变得尤为重要。

[0003] 目前精神疲劳的判定方法大致分为两类:主观评定法和客观评定法。主观评定法主要通过调查问卷的形式进行,这种评定方法可提供精神疲劳的多种信息,如精神疲劳是否产生、产生时间、产生的原因以及疲劳程度,常用的有Piper疲乏量表、Ep-worth嗜睡量表和Stanford疲乏量表等。但主观评定法易受研究者主观判断能力的影响,在检测疲劳状态时有一定的局限性,并且评分标准不易统一,导致检测系统不能始终如一正确地报告驾驶员疲劳状态。客观评定法一般使用心理学指标评定法,如大脑信号的测量—脑电图(Electroencephalography, EEG)、眼睛运动信号的测量—眼电图(Electroculography, EOG)、以及心率和心率变异性信号(HRV)的测量—心电图(Electrocardiograph, ECG)。在这些生理信号参数中,脑电信号由于直接反映大脑的相关活动,而被认为是分析脑电信号的最可靠的指标,广泛应用于精神疲劳的各项研究。EEG信号是通过收集放置在头皮上的电极的电位变化来反映大脑皮层的活动的重要生理信号。由于与认知刺激的显著关系,EEG信号已被评估为检测认知任务引起的精神疲劳的最合适的方法之一。

[0004] 脑电信号是反映大脑活动的最佳指标之一,而分析脑电信号的最关键在于脑电信号的特征提取。目前脑电信号的特征提取方法有很多,主要分为时域分析法、频域分析法和非线性分析法。快速傅里叶变换FFT(Fast Fourier Transform)、自回归模型AR(Autoregressive)、功率谱密度PSD(Power Spectrum Density)都属于频域分析方法,通过把幅度随时间变化的脑电信号变换成脑电功率随频率变化的谱图,从而提取出脑电信号的频域特征。但是这些方法的缺点在于只适合分析平稳信号,对于分析脑电信号这类非平稳信号具有很大的局限性。小波变换属于时域分析方法,继承和发扬了短时傅里叶变化局部化的思想,具有多分辨率特性,能很好地分析非平稳信号的局部信息。样本熵是一种典型的非线性分析方法,通过度量脑电信号的复杂度来反映它的非线性特征,采用一个非负数表示时间序列的复杂性,反应时间序列中新信息的产生率,时间序列越复杂,样本熵值越大。

### 发明内容

[0005] 针对现有多任务视觉信息下对认知特性研究的需要,本发明使用小波包分解分析两组不同难度Stroop实验下清醒状态到疲劳状态的 $\alpha$ 波、 $\beta$ 波、 $\theta$ 波的能量比值参数 $\alpha/\beta$ 、 $(\alpha+$

$\theta$ )/ $\beta$ 的变化趋势,使用样本熵分析不同难度实验下脑电信号的复杂度变化趋势,从而探究疲劳诱发任务中利用EEG特性评估脑电信号的可行性,以及不同任务难度对EEG参数和疲劳产生的影响。

[0006] 为了实现上述目的,本发明采用如下技术方案:

[0007] 一种基于不同实验难度的疲劳脑电的特征研究方法,包括如下步骤:

[0008] (1) 在每个实验的实施间隙,记录被试者的主观疲劳程度;

[0009] (2) 对实验中被试者按键反应的反应时间和反应正确率进行计算分析;

[0010] (3) 对采集到的脑电信号进行预处理,利用低通滤波器进行线性矫正,去除基线漂移和工频干扰;

[0011] (4) 对(3)中预处理后的脑电信号采用独立分量分析算法,去除眼电伪迹;

[0012] (5) 对去除眼电伪迹后的脑电信号进行小波包分解和重构,计算 $\alpha$ , $\beta$ , $\theta$ 频带的能量,并分析能量参数F值和R值;

[0013] (6) 对去除眼电伪迹的脑电信号进行样本熵分析,分析脑电复杂度的变化。

[0014] 本发明进一步的改进在于:步骤(1)中被试者的主观疲劳评定采用主观疲乏量表,用0-10分值来表示主观疲劳的程度;

[0015] 本发明进一步的改进在于:步骤(1)中所实施的实验方案为两组不同难度的stroop实验,利用E-Prime软件编写两组实验的相关程序;

[0016] 本发明进一步的改进在于:步骤(2)中实验具体实现细节是:在每组实验中,电脑显示器上跳动显示不同颜色的字体,被试者通过字体颜色来按下相应的按键,计算机同时记录被试者的反应时间和反应正确率;

[0017] 本发明进一步的改进在于:利用SPSS13.0中分析两组不同难度实验下,从清醒到疲劳状态时被试者的反应时间和反应正确率,对其求平均并进行配对T检验;

[0018] 本发明进一步的改进在于:大脑头皮电极的安置采用国际脑电图学会标定的10-20电极导联定位标准,用双耳垂接法,注射导电膏以增强电极的导电性,正确佩戴脑电帽。实验中通过Neuroscan64脑电设备对脑电信号进行实时采集,并通过放大器进行放大,模数转换,输出到计算机中;

[0019] 本发明进一步的改进在于:步骤(3)中的预处理是利用Matlab软件中的EEGLAB软件包对原始脑电进行相关预处理,原始脑电含有大量噪声和伪迹干扰,通过低通滤波器滤除工频干扰,并去除基线漂移;

[0020] 本发明进一步的改进在于:步骤(4)中对于原始脑电中的大量眼电伪迹,采用独立分量分析算法进行相应的去除;

[0021] 本发明进一步的改进在于:步骤(5)中的处理方法是:预处理后的脑电信号采用小波包分解算法进行分解和重构,计算 $\alpha$ , $\beta$ , $\theta$ 频带的能量,并分析高低两组不同难度实验下,从清醒到疲劳状态时能量参数F值( $\alpha/\beta$ )和R值( $(\alpha+\theta)/\beta$ )的变化趋势;

[0022] 本发明进一步的改进在于:步骤(6)中的处理方法是:利用样本熵分析算法计算高低两种不同难度实验下,从清醒到疲劳状态时被试者的脑电复杂度变化趋势。

[0023] 有益效果

[0024] 现有技术中,脑电信号诱发采用的是单一心理学任务,或者不同形式的多任务实验,未充分考虑同一类型任务中,不同任务难度对疲劳诱发的影响,本发明的有益效果是:

对于单一类型的Stroop实验,设计了两组不同的难度实验—低难度组和高难度组。在低难度组中,字体和颜色和字义是相一致的;在高难度组中,字体的颜色和字义是相矛盾的。通过执行不同难度的两组实验来分析实验难度的不同对疲劳诱发的影响。

[0025] 脑电信号分析部分也结合了小波包分解和样本熵分析两种算法,从不同分析角度来客观描述在不同难度的实验里,从清醒到疲劳状态下脑电信号的整体变化趋势。

### 附图说明

[0026] 图1为疲劳脑电采集和分析的整体框架图。

[0027] 图2为脑电信号的通道导联示意图。

[0028] 图3为两组Stroop实验中字体显示样式图。

[0029] 图4为被试者主观疲劳值的变化趋势。

[0030] 图5为被试者按键的反应时间和反应正确率变化示意图,(a)为被试者反应时间随

[0031] 时间变化趋势图(b)为被试者平均反应正确率随时间变化趋势图。

[0032] 图6为预处理前后脑电信号波形图;(a)为清醒状态下原始脑电信号EEG(b)为清醒状态下基线校正后的脑电信号EEG。

[0033] 图7为小波包分解示意图。

[0034] 图8为高低难度实验里清醒到疲劳状态下比值参数F值的变化示意图;(a)为低难度组实验清醒到疲劳状态下F值的变化趋势图(b)为高难度组实验清醒到疲劳状态下F值的变化趋势图。

[0035] 图9为高低难度实验里清醒到疲劳状态下比值参数R值的变化示意图;(a)为低难度组实验清醒到疲劳状态下R值的变化趋势图(b)为高难度组实验清醒到疲劳状态下R值的变化趋势图。

### 具体实施方式

[0036] 为使本发明的目的,技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图对本发明实施方案作进一步详细阐述。

[0037] 如图1所示,该图为本实验的整体方案,实验设计部分使用的是经典心理学实验—Stroop实验,使用E-Prime软件设计两种不同难度的Stroop实验,运行在计算机上。实验过程中,被试者分别进行高低难度组的stroop实验,软件通过按键反馈记录被试者反应时间和反应正确率,在每个实验间隙,记录被试者主观疲劳值。Neuroscan64设备用来采集实验整个过程中的脑电信号用于后续分析。实验数据分析部分:主观疲劳数据和行为数据(反应时间和反应正确率)使用SPSS13.0软件配对T检验,原始脑电信号输入到Matlab软件中,使用EEGLAB工具包处理:先进行低通滤波去基线漂移,在使用独立分量分析算法去除相关眼电伪迹;预处理后的脑电信号分别进行小波包分解和样本熵分析,研究两组不同难度实验里从清醒到疲劳状态下疲劳脑电的变化趋势。

[0038] 如图2所示,该图为大脑头皮电位放置方法。本发明采用国际脑电图学会标定的10-20电极导联定位标准,用双耳垂接法,注射导电膏以增强电极的导电性,正确佩戴脑电帽。选择不同脑区的FP1、FP2、F7、F8、T7、T8、C3、C4、O1、O2十个通道放置电极,以采集不同脑区的脑电信号,通道M1,M2当做参考电极。

[0039] 图3为两种不同难度的Stroop实验的卡片图,上四个为低难度组卡片,其中卡片的字体颜色和字义是一致的:即“红”字的颜色为红,“黄”字的颜色为黄,“蓝”字的颜色为蓝,“绿”字的颜色为绿;下四个为高难度组的卡片,其中字体的颜色和字义相矛盾:即“红”字的颜色为黄、绿、蓝中任一种,即“黄”字的颜色为红、绿、蓝中任一种,即“绿”字的颜色为黄、红、蓝中任一种,即“蓝”字的颜色为黄、绿、红中任一种。实验实施过程中,被试者根据界面显示卡片的颜色来按下相对应的按键,而非通过字义来按键。

[0040] 如图4所示:该折线图显示了被试者在整个实验过程中,主观疲劳值的平均变化趋势。每个实验时间大概为一个小时,共分为12段,每段时间为5分钟,在每个实验间隙,记录被试者的主观疲劳值,最后统计所有被试者的平均主观疲劳值变化趋势。图5所示的为被试者行为数据的变化折线。实验过程中,E-Prime软件根据按键反馈,记录被试者的按键反应时间和反应正确率,该图显示了两组不同难度实验过程中,反应时间和反应正确率的变化趋势。

[0041] 如图6所示,脑电信号采集设备采集到的脑电信号需要使用Mat Iab中的EEGLAB工具包进行相关特征分析。图中为EEGLAB里的脑电信号显示波形。该图中(a)图形为未处理的原始脑电信号,可看到有明显的基线漂移现象,(b)图为使用了低通滤波器(0-0.5HZ)滤波后的脑电信号波形,可看出,基线漂移现象得到去除,波形得到了很好的线性矫正。去除基线漂移的脑电信号还需用独立分量分析算法来去除相应的眼电伪迹以及EMG等噪声信号,从而获得较好的脑电信号。

[0042] 如图7所示:由于EEG信号是时变非平稳信号,选择一种合适的方法来更好的获取反映大脑活动和生理状态的有效信息是进行EEG分析的一个重要前提。本发明采用小波包分解技术对信号进行特征提取。该方法是小波分解的推广,具有任意多尺度的特点,并且克服了小波分解中频率分辨率会随着信号频率的升高而降低的缺陷,能够对信号进行更精细的分析。本发明对预处理的脑电信号进行3层小波包分解,最后得到8个子带频段。

[0043] 如图8和图9所示,正常人的脑电主要由四种频率成分组成: $\alpha$ 波:8-13HZ, $\beta$ 波:14-30HZ, $\theta$ 波:4-8HZ, $\delta$ 波:0.5-4HZ。 $\alpha$ 波是一种慢波,是确定脑电快慢的基准波,一般出现在平静、闭眼清醒的状态下,当睁眼、困倦或者睡眠时, $\alpha$ 波会减少; $\beta$ 波表示人的大脑皮层处于兴奋状态,属于脑电信号中的快波; $\theta$ 波和 $\delta$ 波都属于慢波,在人体处于睡眠状态时出现。一般认为从正常清醒状态向疲劳状态变化的过程中,快波逐渐减少,慢波逐渐增多。在本发明两组不同难度的实验中,从清醒到疲劳状态下, $\alpha$ , $\beta$ , $\theta$ 波段的能量发生变化,其中比值参数F值( $\alpha/\beta$ )和R值( $(\alpha+\theta)/\beta$ )在不同脑区的整体变化柱状图可在图中获得。三个波段的能量值可由下列算法得出:

[0044] 以 $f(t)$ 表示源信号,经过小波分解后,在第 $i$ 分解层得到 $2^i$ 个子频带,故源信号 $f(t)$ 可表示为:

$$[0045] \quad f(t) = \sum_{j=0}^{2^i-1} f_{i,j}(t_j) = f_{i,0}(t_0) + f_{i,1}(t_1) + \dots + f_{i,2^i-1}(t_{2^i-1})$$

[0046] 式中: $j=0,1,\dots,2^i-1$ , $f_{i,j}(t_j)$ 为小波包分解在第 $i$ 层节点 $(i,j)$ 上的重构信号。根据Parseval定理及式(1)可计算得到信号 $f(t)$ 小波包分解的能量谱如下:

$$[0047] \quad E_{i,j}(t_j) = \int_{\Gamma} |f_{i,j}(t_j)|^2 dt = \sum_{k=1}^m |x_{j,k}|^2$$

[0048] 式中： $E_{i,j}(t_j)$  为  $f(t)$  小波包分解到节点  $(i,j)$  上的频带能量； $x_{j,k}(j=0,1,2,\dots,2^i-1,k=1,2,\dots,m)$  为重构信号  $f_{i,j}(t_j)$  的离散点幅值； $m$  为信号采样点数。

[0049] 得到各节点的频带能量值，便可计算小波包熵值：

[0050] 
$$P_j = \frac{E_j}{E}$$

[0051] 
$$WE = -\sum_j P_j \log_2 P_j$$

[0052] 其中  $P_j$  为各节点能量值在能量总和中所占的比例值， $WE$  为各频带的小波熵值。

[0053] 本发明除了使用小波包分解算法之外，也使用了样本熵算法分析两组不同难度实验里，从清醒到疲劳状态下脑电复杂度的变化。样本熵是由 Richman 提出的一种新的时间序列复杂度测度方法，是近似熵的一种改进算法，比近似熵需要更少的数据量。具体算法实现步骤如下：

[0054] ① 设给定一维离散时间序列，构造成一组  $m$  维矢量，从  $X_m(1)$  到  $X_m(N-m+1)$ ，其中：

[0055] 
$$X_m(i) = [u_i, u_{i+1}, u_{i+2}, \dots, u_{i+m-1}] \quad (i = 1 \sim N-m+1)$$

[0056] ② 定义任意两个  $m$  维向量之间的距离为：

[0057] 
$$d[X_m(i), X_m(j)] = \max |u_{i+k} - u_{j+k}|, 0 \leq k \leq m-1; i, j = 1 \sim N-m+1, i \neq j$$

[0058] ③ 给定阈值  $r$ ，对每个  $i$  值，统计  $d[X(i), X(j)] < r$  的个数  $n_i^m$ ，然后计算其与距离总数  $(N-m)$  的比值（称为模板匹配数），记：

[0059] 
$$B_i^m(r) = \frac{d[X_m(i), X_m(j) < r \text{ SD 的数目}]}{N-m}, i, j = 1 \sim N-m+1, i \neq j$$

[0060] 其中， $SD$  是一维离散时间序列的标准差；

[0061] ④ 计算：
$$B^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r)$$

[0062] ⑤ 对于  $m+1$  点矢量，按以上步骤，可得：

[0063] 
$$B^{m+1}(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^{m+1}(r)$$

[0064] ⑥ 理论上此序列的样本熵值为： $\text{SampEn}(m, r) = \text{Lim} \{-\ln[B^{m+1}(r)/B^m(r)]\}$ ，当序列长度为有限值时，其样本熵估计值为： $\text{SampEn}(m, r) = -\ln[B^{m+1}(r)/B^m(r)]$

[0065] 其中参数  $m$  是预先选定的模式维数， $r$  是预先选定的相似容限。

[0066] 具体样本值变化参见下表：

[0067] 低难度组样本熵平均值变化

导联	FP1	FP2	F7	F8	T7	T8	C3	C4	O1	O2
清醒态	1.4948	1.4585	1.362	1.3517	1.3923	1.3953	1.2213	1.2123	1.4384	1.4184
疲劳态	1.1785	1.1537	1.1099	1.1894	1.1951	1.1759	1.0493	1.0489	1.2089	1.2199

[0069] 高难度组样本熵平均值变化

导联	FP1	FP2	F7	F8	T7	T8	C3	C4	O1	O2
[0070] 清醒态	1.4788	1.4806	1.4589	1.4559	1.4252	1.4036	1.2292	1.2609	1.4897	1.4496
疲劳态	1.3499	1.2479	1.1516	1.1907	1.2098	1.1903	1.1065	1.1423	1.3501	1.2882

[0071] 上两张表显示了高低难度两组实验里清醒态到疲劳态的样本熵值变化,可以看出被试者的脑电复杂度变化情形。

[0072] 本发明从不同角度分析了两组不同难度实验里,从清醒到疲劳下的疲劳脑电变化趋势:可看出,相比较高难度组实验,低难度组实验更易诱发人体疲劳的产生,增加实验难度可在一定程度上抑制疲劳的产生。本发明虽考虑到了单一任务的不同难度设置,但目前仅设置了两个难度等级,未设置多个难度等级,后续实验可充分考虑多个难度等级对疲劳脑电诱发的影响。

[0073] 虽然本发明已以较佳实施例公开如上,但实施例并不是用来限定本发明的。在不脱离本发明之精神和范围内,所做的任何等效变换或润饰,同样属于本发明之保护范围。因此本发明的保护范围应当以本申请的权利要求所界定的内容为准。

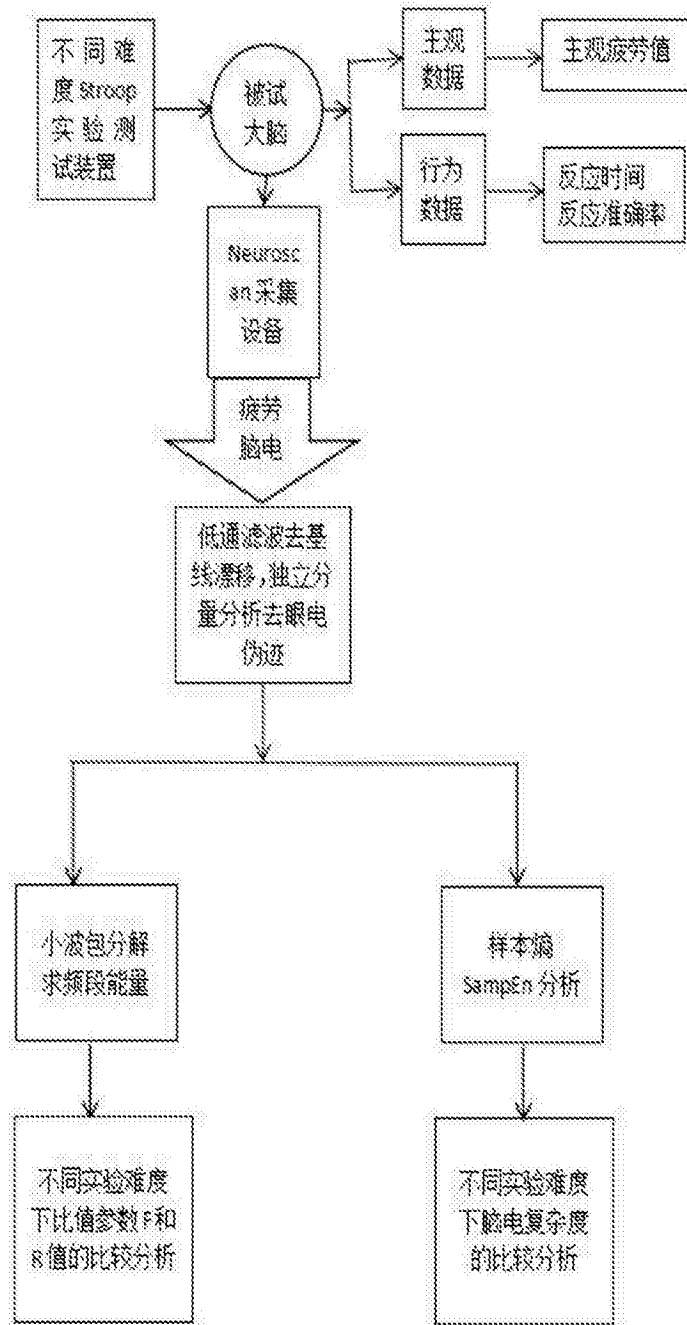


图1

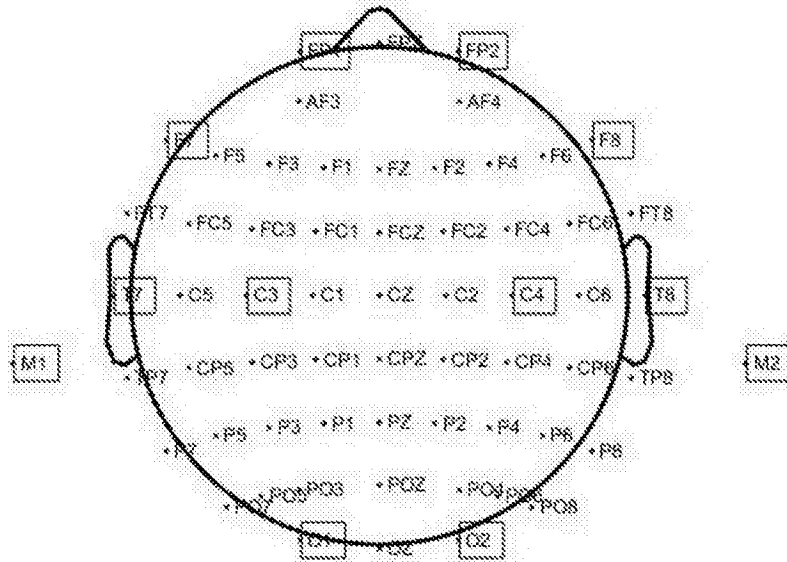


图2



图3

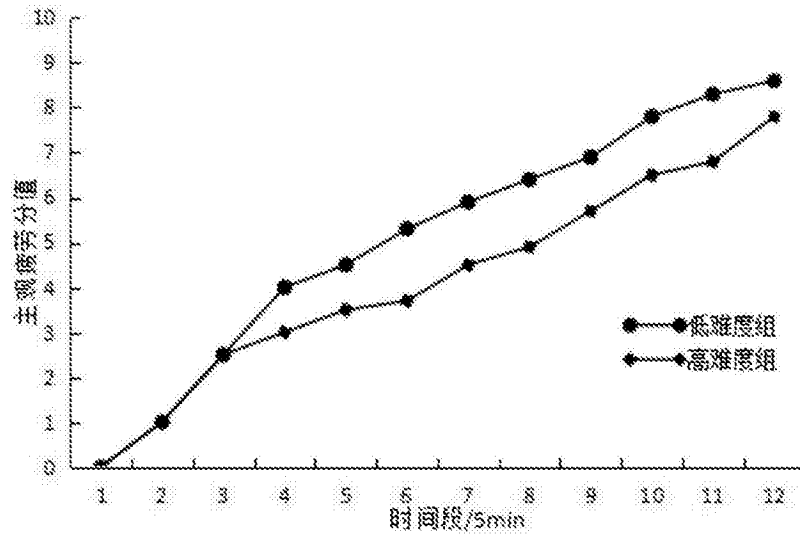
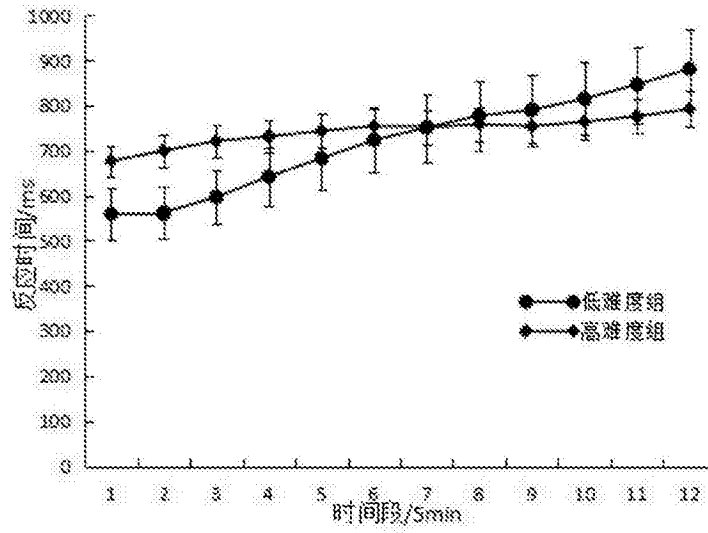
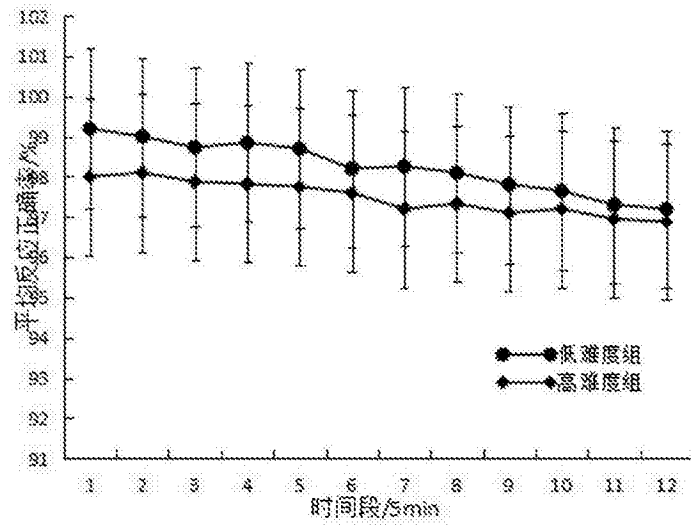


图4

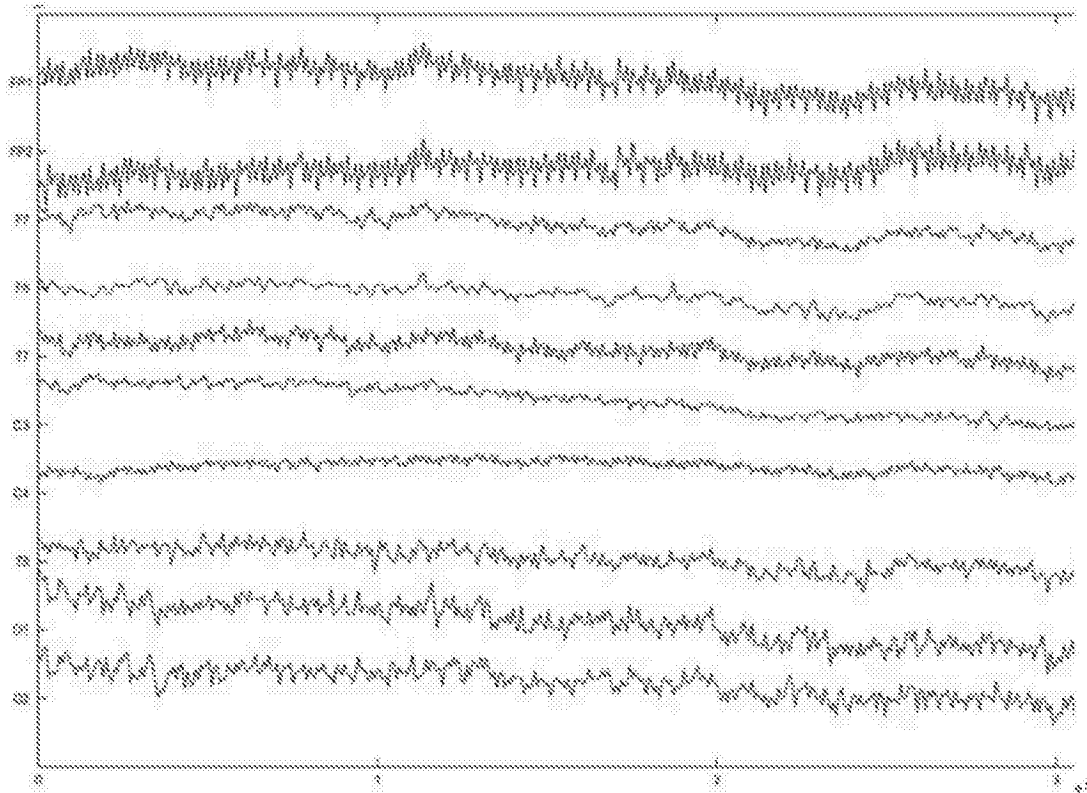


(a)

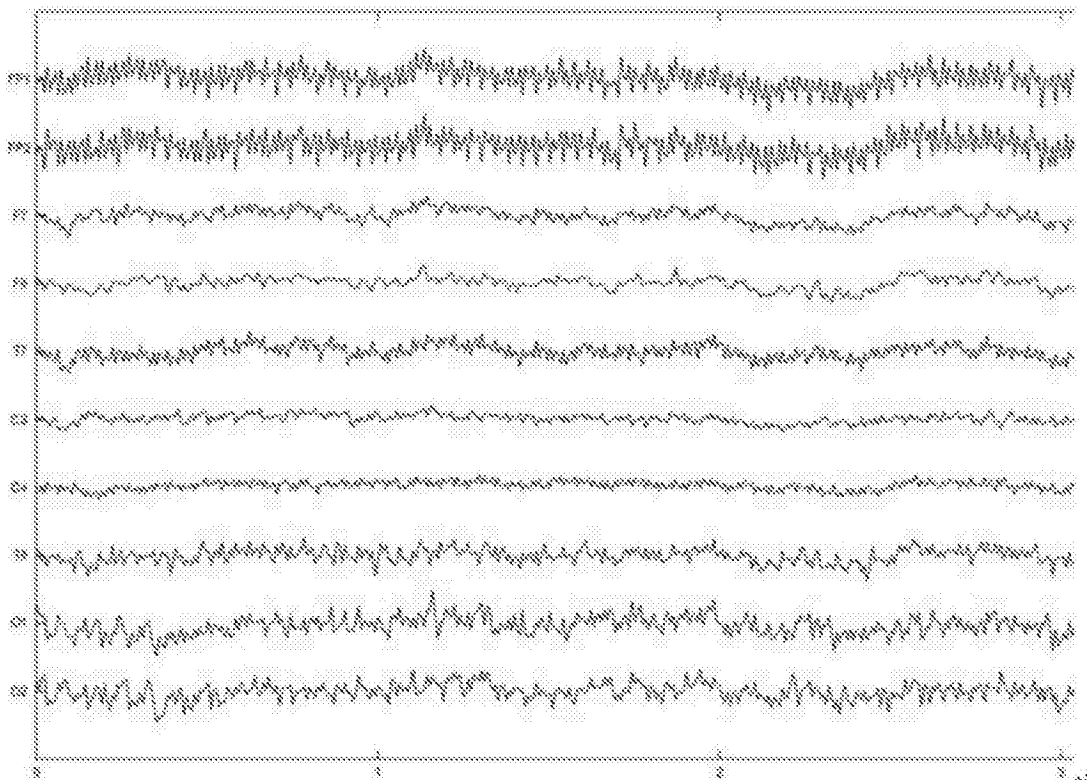


(b)

图5



(a)



(b)

图6

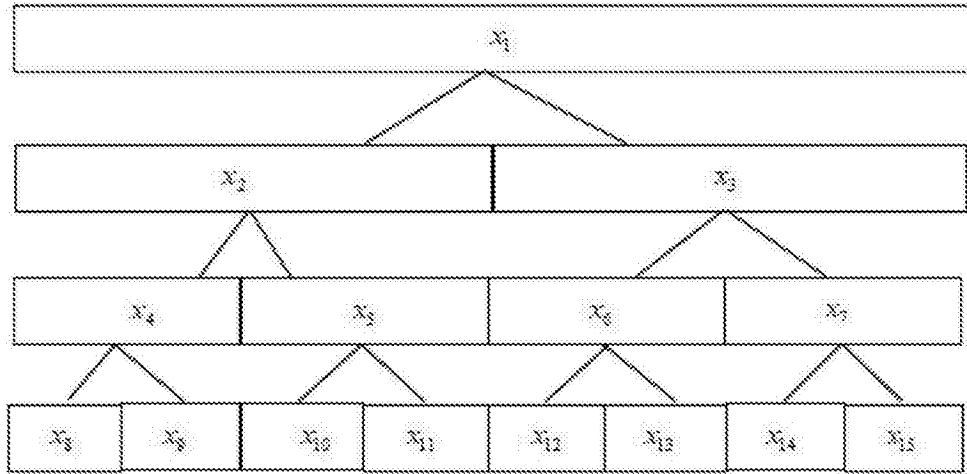
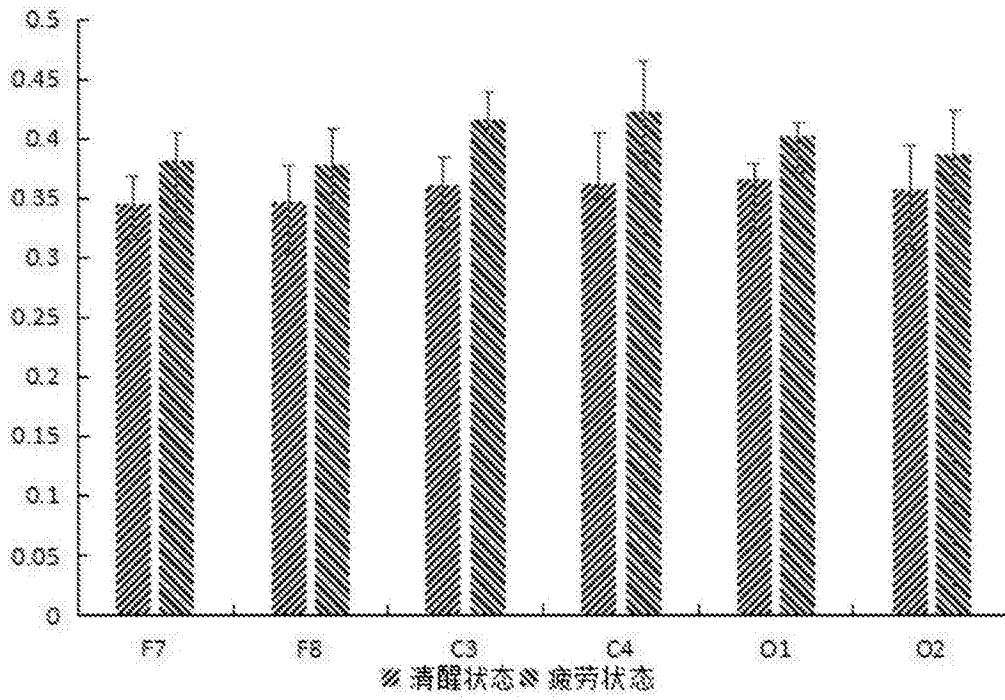
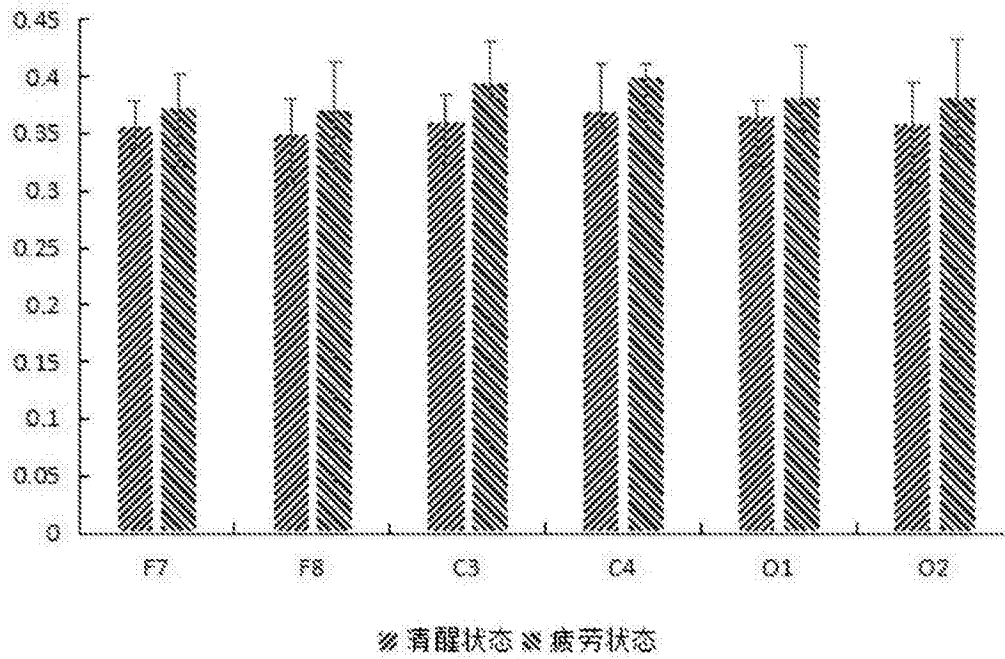


图7

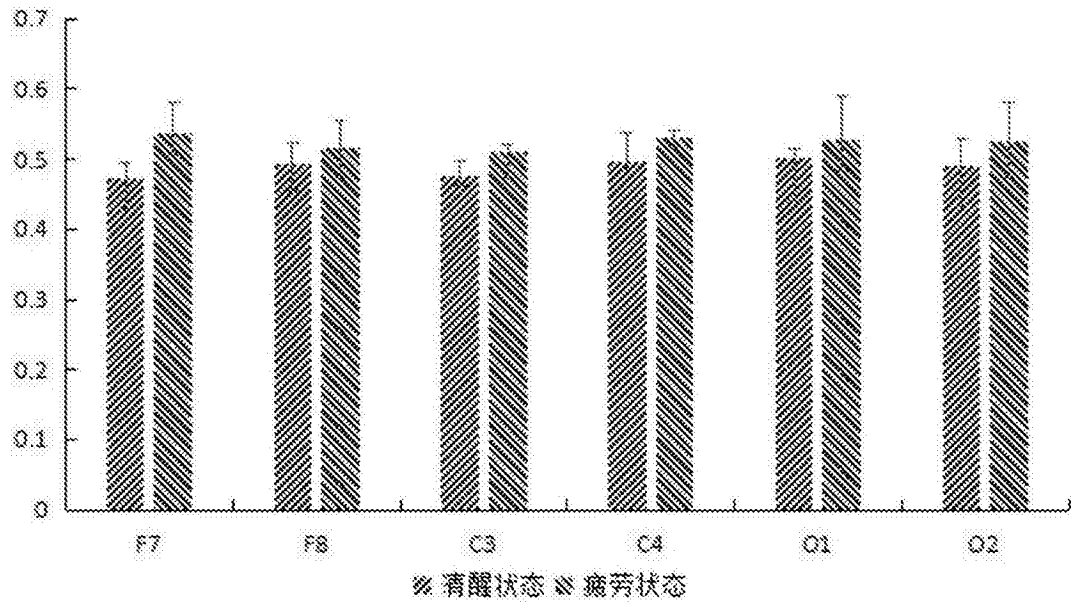


(a)

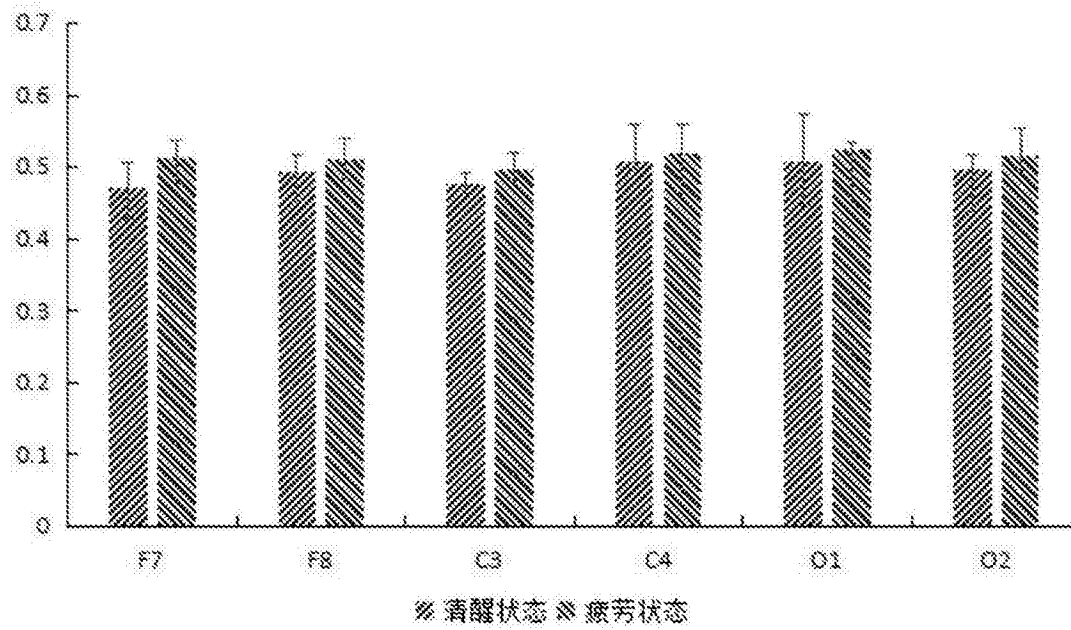


(b)

图8



(a)



(b)

图9

专利名称(译)	一种基于不同实验难度的疲劳脑电特征研究的方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN107280663A</a>	公开(公告)日	2017-10-24
申请号	CN201710551773.2	申请日	2017-07-07
[标]申请(专利权)人(译)	南京邮电大学		
申请(专利权)人(译)	南京邮电大学		
当前申请(专利权)人(译)	南京邮电大学		
[标]发明人	徐欣 庞贵宏		
发明人	徐欣 庞贵宏		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/0478 A61B5/00		
代理人(译)	唐小红		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种基于不同实验难度的疲劳脑电特征研究的方法。精神疲劳是一种逐渐的、累积的现象，一般表现在人体生理活动的减弱。本发明通过设置两组不同难度的Stroop实验来诱发不同状态下的疲劳脑电，使用小波包分解和样本熵算法对两组实验中清醒和疲劳状态下的脑电信号进行特征分析。实验结果表明：从清醒到疲劳状态下， $\alpha$ 波和 $\theta$ 波相对能量增加， $\beta$ 波相对能量显著降低( $P < 0.05$ )，参数 $\alpha/\beta$ 、 $(\alpha+\theta)/\beta$ 的比值( $P < 0.05$ )随着疲劳的加深逐渐增大，各脑区的样本熵值呈降低趋势；且相较于较高难度的实验组，低难度任务中的参数变化更为明显，因此，参数 $\alpha/\beta$ 、 $(\alpha+\theta)/\beta$ 可以作为衡量脑力疲劳的潜在指标，同时可以验证适当增加实验难度可以在某种程度上对抗脑力疲劳的产生。

