



## (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107157477 A

(43)申请公布日 2017.09.15

(21)申请号 201710372387.7

(22)申请日 2017.05.24

(71)申请人 上海交通大学

地址 200240 上海市闵行区东川路800号

(72)发明人 吕宝粮 郑伟龙 陆怡菲

(74)专利代理机构 上海交达专利事务所 31201

代理人 王毓理 王锡麟

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书6页 附图2页

### (54)发明名称

脑电信号特征识别系统及方法

### (57)摘要

一种脑电信号特征识别系统及方法,利用设置于耳部上方颞叶区的四个导电极采集不同人在不同情绪状态下的原始脑电信号并形成样本集合;然后通过预处理和特征提取,从样本集合中得到脑电特征数据;最后对脑电特征数据进行平滑处理后得到训练样本,用于对支持向量机进行训练,从而得到情绪识别分类器。本发明在大幅度降低脑电的采集成本和复杂度的前提下,仍能够保持较高的情绪识别准确率,并且为利用可穿戴设备进行情绪识别提供了可行的依据。



1. 一种脑电信号特征识别系统,其特征在于,包括:导电极组、预处理模块、特征提取模块以及SVM训练模块,其中:导电极组采集原始脑电信号经放大后输出至预处理模块,预处理模块对原始脑电信号进行滤波去噪处理并输出脑电数字信号至特征提取模块,特征提取模块从脑电数字信号中提取出脑电特征并进行特征平滑处理,SVM训练模块与预处理模块相连并根据平滑处理后的脑电特征训练分类器,并在收到待测信号后基于训练分类器输出分类结果。

2. 一种基于权利要求1所述系统的脑电信号特征识别方法,其特征在于,利用设置于耳部上方颞叶区的四个导电极采集不同人在不同情绪状态下的原始脑电信号并形成样本集合;然后通过预处理和特征提取,从样本集合中得到脑电特征数据;最后对脑电特征数据进行平滑处理后得到训练样本,用于对支持向量机进行训练,从而得到情绪识别分类器;

所述的导电极,具体是指:根据脑电电极布置的国际标准10-20系统的电极分布图所选的T7、T8、FT7、FT8这四个导电极,其分布于耳部上方的颞叶区;

所述的特征频段包括:Delta波,其频率范围为:1~4Hz;Theta波,其频率范围为:4~8Hz;Alpha波,其频率范围为:8~14Hz;Beta波,其频率范围为:14~31Hz;Gamma波,其频率范围为:31~50Hz。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征是,所述的预处理是指:对采集到的原始脑电信号进行降噪去伪迹的预处理,即采用范围为1~75Hz的带通滤波器进行滤波。

4. 根据权利要求2所述的方法,其特征是,所述的特征提取是指:利用短时傅里叶变换将预处理后时域下的脑电信号转换到频域上,在频域上对特征频段求能量谱,再对能量谱提取微分熵得到。

5. 根据权利要求2或4所述的方法,其特征是,所述的特征提取具体包括以下步骤:

1) 脑电信号序列为 $x[n] = \{x_1, \dots, x_n\}$ ,其中: $N$ 表示在一个时间窗口内的样本个数;该信号序列的短时傅里叶变换为: $STFT\{x[n]\}(m, \omega_k) \equiv X(m, \omega_k) = \sum_{n=1}^N x[n]w[n-m]e^{-j\omega_k n}$  其中:

$\omega_k = \frac{2\pi k}{N}$ 是角频率, $k=0, 1, \dots, N-1$ , $w[n]$ 是窗函数;

2) 根据特征频段计算出其对应的能量谱 $E(\omega_k) = X(m, \omega_k) X^*(m, \omega_k)$ ;

3) 基于能量谱计算微分熵特征 $h(x) = -\int_{\mathbb{X}} x f(x) \log f(x) dx$ ,其中: $X$ 为随机变量, $f(x)$ 是 $X$ 的概率密度函数, $\mathbb{X}$ 是 $f(x)$ 的支持(support);当脑电信号服从 $X$ 的高斯分布 $N(\mu, \sigma^2)$ ,则微分

$$\text{熵为 } h(X) = -\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \log \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right) dx = \frac{1}{2} \log(2\pi e \sigma^2)$$

4) 由于脑电信号的微分熵只与方差 $\sigma^2$ 有关,而脑电信号中的直流分量经带通滤波器滤除,因此均值为0,因此有 $\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2$ ,而脑电信号不同频段的方差 $\sigma_i^2$ 与该频段能量 $P_i$ 成正比,

即 $\sigma_i^2 = \frac{P_i}{N}$ ,由此得到每个频段的微分熵 $h_i(X) = \frac{1}{2} \log(2\pi e \sigma_i^2) = \frac{1}{2} \log(P_i) + \frac{1}{2} \log\left(\frac{2\pi e}{N}\right)$ 。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征是,所述的窗函数优选采用汉宁窗,即

$$w[n] = \begin{cases} 0.5 \left[ 1 - \cos \left( \frac{2\pi n}{M-1} \right) \right], & 1 \leq n < M \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad ,$$

谱损失。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征是,所述的为了与眼动信号在时间轴上的样本点个数相同,汉宁窗口大小设为4秒。

8. 根据权利要求2所述的方法,其特征是,所述的微分熵,即特征提取为  $h_i(X) = \log(P_i)$ 。

9. 所述的根据权利要求2所述的方法,其特征是,所述的平滑处理,即使用线性动力系统来去除或削弱与情绪无关的脑电信号特征,具体步骤包括:

①通过构建状态空间方程,从观察到的脑电信号序列  $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  对与情绪相关的脑电特征序列  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  进行估计;

②当初始的与情绪相关的脑电特征序列服从高斯分布  $p(x_1) = N(w|0, \Gamma)$ , 其中:  $X$  是情绪相关序列向量,  $Y$  是给定的观测序列向量, 则  $X$  与  $Y$  的关系满足:  $x_n = Ax_{n-1} + w_n$ ,  $y_n = Cx_n + v_n$ ,  $x_1 = w_0 + u$ , 其中:  $A$  为状态转移矩阵,  $C$  为观测矩阵,  $w, v, u$  为服从高斯分布的噪音项:  $w = N(w|0, \Gamma)$ ,  $v = N(v|0, \Sigma)$ ,  $u = N(u|0, V_0)$ , 上式也能表示成高斯条件分布的形式:  $p(x_n | x_{n-1}) = N(x_n | Ax_{n-1}, \Gamma)$ ,  $p(y_n | x_n) = N(y_n | Cx_n, \Sigma)$ ; 因此, 该线性动力系统模型的参数表示为  $\theta = \{A, C, \Gamma, \Sigma, \mu_0, V_0\}$ ;

③通过观察到的脑电信号序列  $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ , 脑电特征序列中的  $x_n$  可以通过边缘后验分布  $p(x_n | y_1, y_2, \dots, y_n) = N(x_n | \mu_n, V_n)$  来估计, 均值  $\mu_n$  就是  $x_n$  的最大后验估计;  $\mu_n, V_n$  可以通过迭代算法进行估计:  $P_{n-1} = AP_{n-1}A^T + \Gamma$ ,  $\mu_n = A\mu_{n-1} + K_n(y_n - CA\mu_{n-1})$ ,  $V_n = (I - K_nC)P_{n-1}$ , 其中:  $K_n = P_{n-1}C^T(CP_{n-1}C^T + \Sigma)^{-1}$ , 其初始条件为  $\mu_1 = \mu_0 + K_1(y_1 - C\mu_0)$ ,  $V_1 = (I - K_1C)V_0$ , 其中:  $K_1 = V_0C^T(CV_0C^T + \Sigma)^{-1}$ ;

④当脑电信号序列  $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  和线性动力系统模型的参数  $\theta$  已知的情况下, 可以对  $\mu_n, V_n$  进行迭代估计, 从而得到脑电特征序列中的  $x_n$  的最大后验估计。

10. 所述的根据权利要求9所述的方法,其特征是,所述的线性动力系统模型的参数  $\theta = \{A, C, \Gamma, \Sigma, \mu_0, V_0\}$  通过期望最大化算法基于训练数据中的原始脑电信号进行估计; 因此在使用线性动力系统之前需要先用一部分训练数据进行学习, 从而确定参数  $\theta$  的值。

## 脑电信号特征识别系统及方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及的是一种脑电信号检测领域的技术,具体是一种基于耳部上方四个导电极的脑电信号特征识别系统及方法。

### 背景技术

[0002] 情绪能够反映一个人的认知和态度,可以影响人的心理和行为,是人们日常生活中重要的组成部分。随着人机交互应用的快速发展,人们希望有更加人性化的计算机来辅助人们完成工作任务,这就要求计算机具有一定的情绪识别能力。在人机交互过程中,如果计算机能够快速准确地识别人所处的情绪状态,则它能够根据人的情绪状态调整其工作内容和方式,改善人机交互的体验,使得人机交互过程更加友好和自然。

[0003] 近年来,随着脑电信号设备的应用,基于脑电的情绪识别研究已经成为人机交互应用和人工智能领域中一项十分重要的研究内容。脑电信号作为一种中枢神经系统的生理信号已经被许多研究证明它与情绪具有较大的相关性,具有较强的情绪表征能力,可以作为一种有效的手段来进行情绪识别。目前,常用的采集脑电信号的方法是在头皮上放置电极,通过电极记录头皮上的电位变化。由于头皮上有一层角质层,而角质层不导电,所以通常不能直接采集到脑电信号。因此要在电极和头皮之间涂抹胶状导电膏,减小电极与头皮之间的电阻,从而采集到脑电信号。电极的放置是根据国际10-20系统的电极分布图,布满整个脑壳。这种方法虽然能够采集到比较稳定的脑电信号,但是其缺点在于每次采集都要给被试涂抹导电膏,这一过程的工作量十分巨大,准备过程也十分繁琐,而且导电膏与头皮长间接触会让人产生不适感。此外,所有电极中的脑电信号可能具有与情绪无关的冗余信息,若全部利用不但会增加算法的复杂度,而且会对情绪识别产生干扰,降低情绪识别的精度。因此,找到与情绪相关的关键脑区,降低脑电采集的成本和复杂度变得至关重要。

### 发明内容

[0004] 本发明针对现有技术存在的上述不足,提出一种脑电信号特征识别系统及方法,能够在大幅度降低脑电的采集成本和复杂度的前提下,仍能够保持较高的情绪识别准确率。这种方法为利用可穿戴设备进行情绪识别提供了可行的依据。

[0005] 本发明是通过以下技术方案实现的:

[0006] 本发明涉及一种脑电信号特征识别系统,包括:导电极组、预处理模块、特征提取模块以及SVM训练模块,其中:导电极组采集原始脑电信号经放大后输出至预处理模块,预处理模块对原始脑电信号进行滤波去噪处理并输出脑电数字信号至特征提取模块,特征提取模块从脑电数字信号中提取出脑电特征并进行特征平滑处理,SVM训练模块与预处理模块相连并根据平滑处理后的脑电特征训练分类器,并在收到待测信号后基于训练分类器输出分类结果。

[0007] 本发明涉及上述系统的脑电信号特征识别方法,利用设置于耳部上方颞叶区的四个导电极采集不同人在不同情绪状态下的原始脑电信号并形成样本集合;然后通过预处理

和特征提取,从样本集合中得到脑电特征数据;最后对脑电特征数据进行平滑处理后得到训练样本,用于对支持向量机进行训练,从而得到情绪识别分类器。

[0008] 所述的预处理是指:对采集到的原始脑电信号进行降噪去伪迹的预处理,即采用范围为1~75Hz的带通滤波器进行滤波。

[0009] 所述的导电极,具体是指:根据脑电电极布置的国际标准10-20系统(the international10-20system)的电极分布图所选的T7、T8、FT7、FT8这四个导电极,其分布于耳部上方的颞叶区。

[0010] 所述的特征提取是指:利用短时傅里叶变换将预处理后时域下的脑电信号转换到频域上,在频域上对特征频段求能量谱,再对能量谱提取微分熵(Differential Entropy, DE)得到,具体包括以下步骤:

[0011] 1) 脑电信号序列为 $x[n] = \{x_1, \dots, x_n\}$ ,其中: $N$ 表示在一个时间窗口内的样本个数;该信号序列的短时傅里叶变换为: $STFT\{x[n]\}(m, \omega_k) \equiv X(m, \omega_k) = \sum_{n=1}^N x[n]w[n-m]e^{-j\omega_k n}$  其中:

$\omega_k = \frac{2\pi k}{N}$  是角频率,  $k=0, 1, \dots, N-1$ ,  $w[n]$  是窗函数。

[0012] 傅里叶变换仅在时间窗口内起作用,而随着 $m$ 的变化,窗口在时间轴上平移,得到频域信号。

[0013] 所述的窗函数优选采用汉宁窗(Hanning window),即 $w[n] = \begin{cases} 0.5 \left[ 1 - \cos\left(\frac{2\pi n}{M-1}\right) \right], & 1 \leq n < M \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$ ,

经过汉宁窗处理可以减少由于傅里叶变换所造成的频谱损失。在本发明中,为了与眼动信号在时间轴上的样本点个数相同,汉宁窗口大小设为4秒。

[0014] 2) 根据特征频段计算出其对应的能量谱 $E(\omega_k) = X(m, \omega_k) X^*(m, \omega_k)$ 。

[0015] 3) 基于能量谱计算微分熵特征 $h(x) = -\int_{\mathbb{X}} x f(x) \log f(x) dx$ ,其中: $X$ 为随机变量, $f(x)$ 是 $X$ 的概率密度函数, $\mathbb{X}$ 是 $f(x)$ 的支持(support);当脑电信号服从 $X$ 的高斯分布 $N(\mu, \sigma^2)$ ,

则微分熵为 $h(X) = -\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \log \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \right) dx = \frac{1}{2} \log(2\pi e \sigma^2)$ 。

[0016] 4) 由于脑电信号的微分熵只与方差 $\sigma^2$ 有关,而脑电信号中的直流分量经带通滤波器滤除,因此均值为0,因此有 $\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2$ ,而脑电信号不同频段的方差 $\sigma_i^2$ 与该频段能量 $P_i$ 成

正比,即 $\sigma_i^2 = \frac{P_i}{N}$ ,由此得到每个频段的微分熵 $h_i(X) = \frac{1}{2} \log(2\pi e \sigma_i^2) = \frac{1}{2} \log(P_i) + \frac{1}{2} \log\left(\frac{2\pi e}{N}\right)$ 。

[0017] 所述的特征频段包括:Delta波,其频率范围为:1~4Hz;Theta波,其频率范围为:4~8Hz;Alpha波,其频率范围为:8~14Hz;Beta波,其频率范围为:14~31Hz;Gamma波,其频率范围为:31~50Hz。

[0018] 每个频段的微分熵等价于它的能量值取对数值。由于微分熵是对能量值取了对数,所以它可以平衡脑电在不同频域上能量的巨大差距,减少误差,提高算法的精确度。在实际计算微分熵时,我们简化上式,得到每个片段的微分熵,即特征提取优选为 $h_i(X) = \log$

( $P_i$ )。

[0019] 所述的平滑处理,即使用线性动力系统 (Linear Dynamic System,LDS) 来去除或削弱与情绪无关的脑电信号特征,具体步骤包括:

[0020] ①通过构建状态空间方程,从观察到的脑电信号序列  $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  对与情绪相关的脑电特征序列  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  进行估计。

[0021] ②当初始的与情绪相关的脑电特征序列服从高斯分布  $p(x_1) = N(w|0, \Gamma)$ , 其中: $X$  是情绪相关序列向量, $Y$ 是给定的观测序列向量,则 $X$ 与 $Y$ 的关系满足:

$$[0022] \quad x_n = Ax_{n-1} + w_n,$$

$$[0023] \quad y_n = Cx_n + v_n,$$

$$[0024] \quad x_1 = w_0 + u,$$

[0025] 其中: $A$ 为状态转移矩阵, $C$ 为观测矩阵, $w, v, u$ 为服从高斯分布的噪音项:

$$[0026] \quad w = N(w|0, \Gamma),$$

$$[0027] \quad v = N(v|0, \Sigma),$$

$$[0028] \quad u = N(u|0, V_0),$$

[0029] 上式也能表示成高斯条件分布的形式:

$$[0030] \quad p(x_n | x_{n-1}) = N(x_n | Ax_{n-1}, \Gamma),$$

$$[0031] \quad p(y_n | x_n) = N(y_n | Cx_n, \Sigma).$$

[0032] 因此,该线性动力系统模型的参数表示为  $\theta = \{A, C, \Gamma, \Sigma, \mu_0, V_0\}$ 。

[0033] ③通过观察到的脑电信号序列  $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ , 脑电特征序列中的  $x_n$  可以通过边缘后验分布  $p(x_n | y_1, y_2, \dots, y_n) = N(x_n | \mu_n, V_n)$  来估计,均值  $\mu_n$  就是  $x_n$  的最大后验估计; $\mu_n, V_n$  可以通过迭代算法进行估计:

$$[0034] \quad P_{n-1} = AV_{n-1}A^T + \Gamma,$$

$$[0035] \quad \mu_n = A\mu_{n-1} + K_n(y_n - CA\mu_{n-1}),$$

$$[0036] \quad V_n = (I - K_nC)P_{n-1},$$

[0037] 其中  $K_n$  定义为:  $K_n = P_{n-1}C^T(CP_{n-1}C^T + \Sigma)^{-1}$ , 其初始条件为

$$[0038] \quad \mu_1 = \mu_0 + K_1(y_1 - C\mu_0),$$

$$[0039] \quad V_1 = (I - K_1C)V_0,$$

[0040] 其中  $K_1$  定义为:  $K_1 = V_0C^T(CV_0C^T + \Sigma)^{-1}$ 。

[0041] ④当脑电信号序列  $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  和线性动力系统模型的参数  $\theta$  已知的情况下,可以对  $\mu_n, V_n$  进行迭代估计,从而得到脑电特征序列中的  $x_n$  的最大后验估计。

[0042] 所述的线性动力系统模型的参数  $\theta = \{A, C, \Gamma, \Sigma, \mu_0, V_0\}$  通过期望最大化 (Expectation Maximization, EM) 算法基于训练数据中的原始脑电信号进行估计。因此在使用线性动力系统之前需要先用一部分训练数据进行学习,从而确定参数  $\theta$  的值。在本发明中优选先经过上述方法得到  $\theta$  值,之后就一直使用该值,不再另做训练。

#### 技术效果

[0043] 与现有技术相比,本发明选取了与情绪相关的关键脑区——颞叶区来进行情绪识别,具体采集了 T7, T8, FT7, FT8 四导脑电数据作为输入。这种方法与传统技术相比,能够大幅度地降低脑电采集的成本。并且降低了脑电特征的维度,从而降低了算法的复杂度,加快了情绪识别的速度。这种方法所得到的情绪识别精度和使用全部电极下的精度相当,说明

了颞叶区与情绪有很大的关系,只采用这四个导电极进行情绪识别是可行的。本发明也将电极嵌入到可穿戴设备中使脑电信号的采集能够应用于实际提供了可能。

[0044] 由于本发明相对于传统全导联方法,使用了更少的电极布置方式,极大减少数据传输以及处理要求,降低嵌入式传输和计算模块处理要求,在能耗方面更具有优势。传统全导联配置方法,需要确保每个电极稳定连接,需要较长的设备调试和准备时间。本发明采用四导电极,且佩戴位置方便,可以极大减少设备制作工艺时间以及设备使用调试时间。

#### 附图说明

[0045] 图1为本发明脑电采集的四个导电极所在位置的示意图;

[0046] 图2为本发明过程示意图;

[0047] 图3为本发明实施例中使用四个导电极与原方法使用所有电极所得的情绪识别准确率对比图,图中数据具体如下:

| 导联数 | Total (%) | Delta (%) | Theta (%) | Alpha (%) | Beta (%) | Gamma (%) |
|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|----------|-----------|
| 4导  | 69.79     | 42.09     | 44.21     | 53.52     | 53.44    | 56.82     |
| 6导  | 69.83     | 54.76     | 52.27     | 59.79     | 69.17    | 72.01     |

#### 具体实施方式

[0048] 如图2所示,本实施例包括以下步骤:

[0049] 步骤一,给6位年龄在20~24岁之间的身心健康、无精神疾病的被试观看具有四种情绪类别的电影片段,诱发他们高兴、悲伤、恐惧和平静四种情绪,每种情绪有6个电影片段,总共24个电影片段。在观看的同时,根据图1所示的电极位置采集被试的脑电信号。每位被试分别做三次实验,一共18组实验数据。

[0050] 步骤二,将每次实验采集到的脑电数据通过带通滤波器,范围在1~75Hz,过滤掉噪音和伪迹。

[0051] 步骤三,对预处理后的脑电信号进行短时傅里叶变换,得到5个频段上的能量特征,然后再提取微分熵特征。

[0052] 步骤四,使用线性动力系统方法对提取的脑电信号特征进行特征平滑,消除或降低与情绪无关的脑电信号的影响

[0053] 步骤五,将前16个片段所对应的脑电信号特征作为训练集,后8个片段所对应的脑电信号特征作为测试集。然后将训练集送入具有线性核的支持向量机进行训练。为了检测训练的分类器的情绪识别能力,将测试集送入分类器中,得到准确率。

[0054] 从图3可以看出,将用四个导电极所采集到的五个频段的脑电信号和在一起,即一共20维,训练出来的分类器所达到的情绪识别准确率与使用所有电极的结果相当,说明使用四个导电极进行情绪识别是可行的,并且识别精度与传统方法相比并没有下降很多。说明62导电极中存在冗余的电极,因此采用四个导电极是合理的。

[0055] 表1给出了所有被试的所有实验中,分别使用四个导电极和所有62导电极采集脑电信号进行情绪识别的准确率。从表1可以看出,大部分的实验结果都证明了使用四个导电极与使用62导电极进行情绪识别的准确率相当。

[0056] 表1分别使用四个导电极与62导电极进行情绪识别的准确率比较

| Subject | Number of electrodes | Total(%) | Delta(%) | Theta(%) | Alpha(%) | Beta(%) | Gamma(%) |
|---------|----------------------|----------|----------|----------|----------|---------|----------|
| 1       | 4                    | 53.29    | 33.02    | 38.84    | 47.65    | 31.65   | 32.59    |
|         | 62                   | 45.51    | 50.04    | 31.99    | 38.49    | 44.74   | 44.74    |
| 2       | 4                    | 85.97    | 55.69    | 51.5     | 54.23    | 62.87   | 64.59    |
|         | 62                   | 68.01    | 49.79    | 67.32    | 57.23    | 81.35   | 90.25    |
| 3       | 4                    | 66.3     | 37.64    | 47.99    | 56.72    | 61.42   | 59.37    |
|         | 62                   | 92.56    | 86.83    | 83.4     | 79.98    | 84.94   | 80.15    |
| 4       | 4                    | 83.92    | 38.41    | 54.83    | 33.36    | 44.23   | 84.52    |
|         | 62                   | 61.93    | 55.95    | 47.31    | 44.23    | 50.21   | 65.61    |
| 5       | 4                    | 80.92    | 47.56    | 37.04    | 36.95    | 63.13   | 66.21    |
|         | 62                   | 58.94    | 43.8     | 50.3     | 63.3     | 57.49   | 75.45    |
| 6       | 4                    | 71.09    | 28.91    | 47.05    | 53.89    | 42.43   | 35.5     |
|         | 62                   | 65.44    | 53.72    | 58.51    | 60.48    | 64.33   | 62.19    |
| 7       | 4                    | 51.75    | 27.06    | 38.69    | 41.06    | 53.45   | 54.21    |
|         | 62                   | 58.85    | 41.91    | 47.11    | 48.82    | 79.47   | 79.19    |
| 8       | 4                    | 92.34    | 60.08    | 45.98    | 56.01    | 76.16   | 69.25    |
|         | 62                   | 99.34    | 60.93    | 73.04    | 80.51    | 100     | 89.97    |
| 9       | 4                    | 67.55    | 31.5     | 48.53    | 66.41    | 29.42   | 43.71    |
|         | 62                   | 64.14    | 55.16    | 44.09    | 25.07    | 65.56   | 68.97    |
| 10      | 4                    | 51.18    | 55.44    | 52.32    | 40.87    | 54.02   | 56.48    |
|         | 62                   | 68.21    | 49.57    | 36.33    | 67.93    | 60.64   | 75.12    |
| 11      | 4                    | 55.63    | 43.33    | 32.73    | 55.06    | 61.97   | 46.93    |
|         | 62                   | 85.62    | 47.4     | 54.12    | 53.55    | 87.13   | 92.05    |
| 12      | 4                    | 65.66    | 34.63    | 51.56    | 57.33    | 51.84   | 60.36    |
|         | 62                   | 51.47    | 57.81    | 35.76    | 41.91    | 55.16   | 69.25    |
| 13      | 4                    | 75.37    | 34.21    | 49.26    | 83.92    | 66.7    | 65.22    |
|         | 62                   | 72.18    | 54.5     | 74.34    | 78.79    | 60.43   | 73.09    |
| 14      | 4                    | 56.9     | 36.03    | 39.22    | 54.28    | 42.08   | 50.17    |
|         | 62                   | 70.58    | 36.49    | 37.17    | 62.49    | 70.35   | 73.89    |

|     |    |       |       |       |       |       |       |
|-----|----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 15  | 4  | 74.34 | 36.6  | 46.18 | 60.32 | 64.88 | 44.47 |
|     | 62 | 81.19 | 61.57 | 43.33 | 50.97 | 81.19 | 81.19 |
| 16  | 4  | 84.26 | 63.06 | 29.76 | 58.95 | 57.35 | 81.19 |
|     | 62 | 78.68 | 52.91 | 61.46 | 71.84 | 78.45 | 67.73 |
| 17  | 4  | 73.43 | 36.72 | 39.79 | 56.56 | 57.58 | 64.54 |
|     | 62 | 72.06 | 61.92 | 59.86 | 90.42 | 73.2  | 57.81 |
| 18  | 4  | 66.25 | 57.7  | 44.58 | 49.71 | 40.71 | 43.44 |
|     | 62 | 62.26 | 65.34 | 35.46 | 60.21 | 50.4  | 49.49 |
| 均值  | 4  | 69.79 | 42.09 | 44.21 | 53.52 | 53.44 | 56.82 |
|     | 62 | 69.83 | 54.76 | 52.27 | 59.79 | 69.17 | 72.01 |
| 标准差 | 4  | 12.67 | 11.49 | 7.09  | 11.52 | 12.66 | 14.36 |
|     | 62 | 13.72 | 10.95 | 15.24 | 16.86 | 15.05 | 13.08 |

[0057] 上述具体实施可由本领域技术人员在不背离本发明原理和宗旨的前提下以不同的方式对其进行局部调整,本发明的保护范围以权利要求书为准且不由上述具体实施所限,在其范围内的各个实现方案均受本发明之约束。

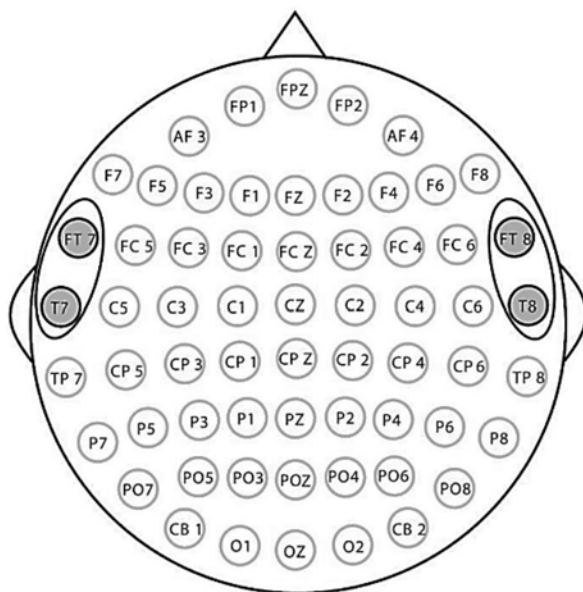


图1

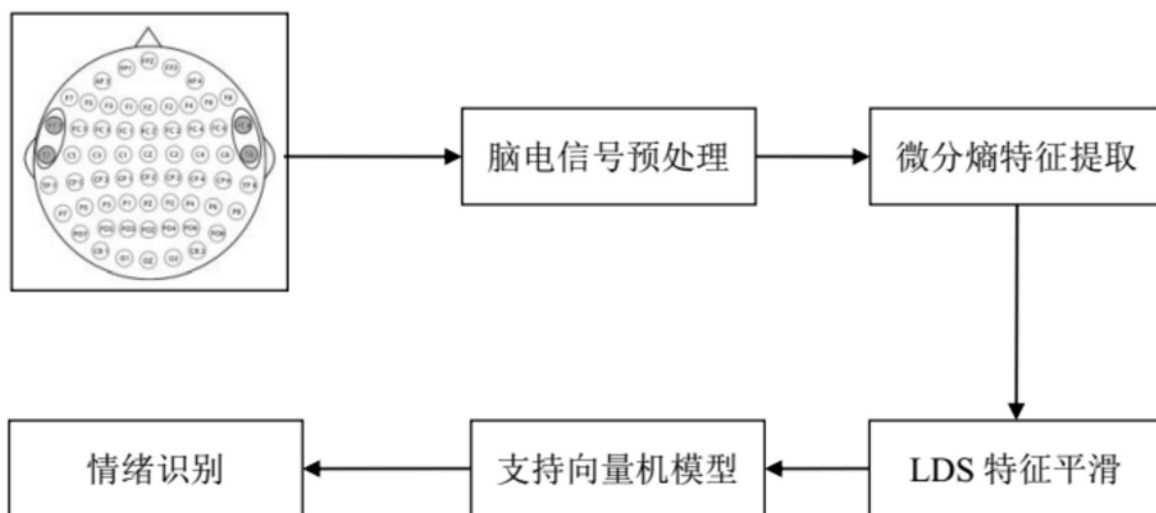


图2

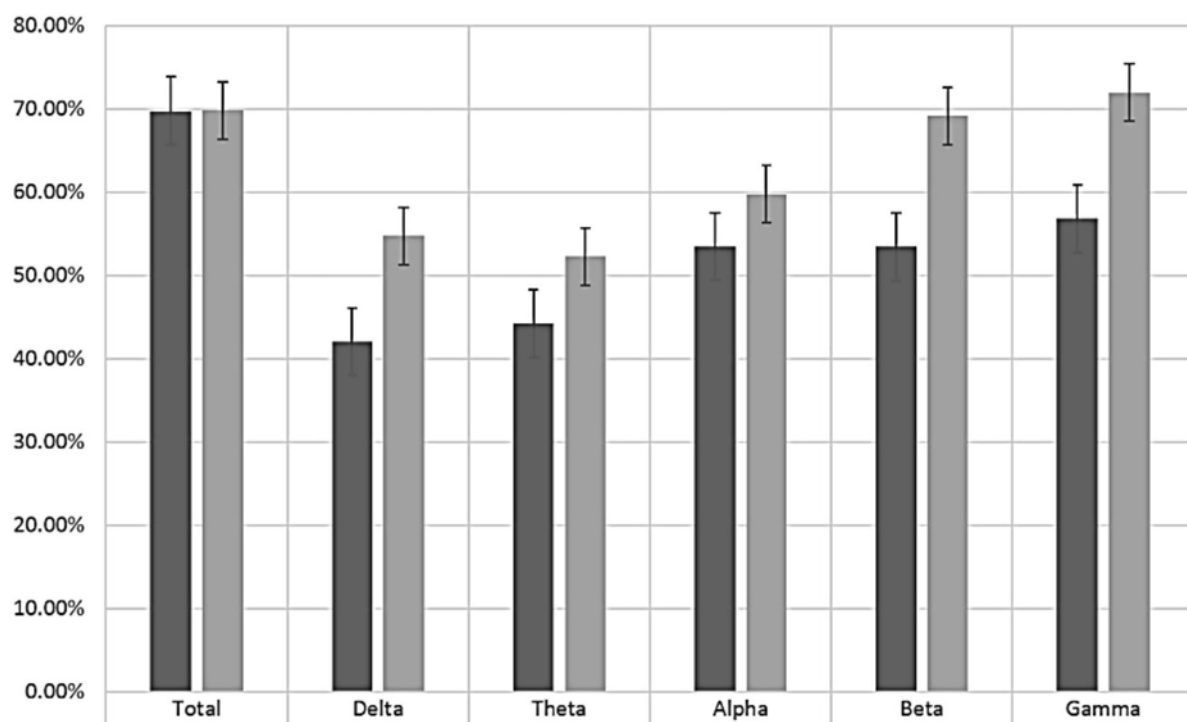


图3

|                |                                                                                        |         |            |
|----------------|----------------------------------------------------------------------------------------|---------|------------|
| 专利名称(译)        | 脑电信号特征识别系统及方法                                                                          |         |            |
| 公开(公告)号        | <a href="#">CN107157477A</a>                                                           | 公开(公告)日 | 2017-09-15 |
| 申请号            | CN2017110372387.7                                                                      | 申请日     | 2017-05-24 |
| [标]申请(专利权)人(译) | 上海交通大学                                                                                 |         |            |
| 申请(专利权)人(译)    | 上海交通大学                                                                                 |         |            |
| 当前申请(专利权)人(译)  | 上海交通大学                                                                                 |         |            |
| [标]发明人         | 吕宝粮<br>郑伟龙<br>陆怡菲                                                                      |         |            |
| 发明人            | 吕宝粮<br>郑伟龙<br>陆怡菲                                                                      |         |            |
| IPC分类号         | A61B5/0476 A61B5/16 A61B5/00                                                           |         |            |
| CPC分类号         | A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/165 A61B5/725 A61B5/7257 A61B5/7264 A61B5/7267 A61B5/7271 |         |            |
| 代理人(译)         | 王锡麟                                                                                    |         |            |
| 其他公开文献         | CN107157477B                                                                           |         |            |
| 外部链接           | <a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>                                         |         |            |

#### 摘要(译)

一种脑电信号特征识别系统及方法，利用设置于耳部上方颞叶区的四个导电极采集不同人在不同情绪状态下的原始脑电信号并形成样本集合；然后通过预处理和特征提取，从样本集合中得到脑电特征数据；最后对脑电特征数据进行平滑处理后得到训练样本，用于对支持向量机进行训练，从而得到情绪识别分类器。本发明在大幅度降低脑电的采集成本和复杂度的前提下，仍能够保持较高的情绪识别准确率，并且为利用可穿戴设备进行情绪识别提供了可行的依据。

