



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111046779 A

(43)申请公布日 2020.04.21

(21)申请号 201911242401.7

(22)申请日 2019.12.06

(71)申请人 江苏理工学院

地址 213001 江苏省常州市中吴大道1801号

(72)发明人 吴全玉 张文强 刘美君 王烨
李姝 潘玲佼 陶为戈 刘晓杰

(74)专利代理机构 常州佰业腾飞专利代理事务所(普通合伙) 32231

代理人 杨静文

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

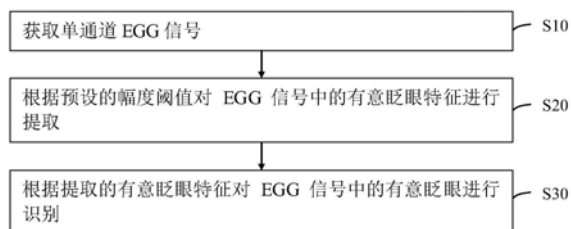
权利要求书2页 说明书9页 附图7页

(54)发明名称

基于单通道脑电信号的有意眨眼识别方法及装置

(57)摘要

本发明公开了一种基于单通道脑电信号的有意眨眼识别方法及装置,其中,有意眨眼识别方法中包括:S10获取单通道EGG信号;S20根据预设的幅度阈值对EGG信号中的有意眨眼特征进行提取;S30根据提取的有意眨眼特征对EGG信号中的有意眨眼进行识别。有效对单通道脑电信号中的有意眨眼进行识别,为以后单通道脑电信号的分类应用研究提供了新的思路。



1. 一种基于单通道脑电信号的有意眨眼识别方法,其特征在于,包括:
S10获取单通道脑电信号;
S20根据预设的幅度阈值对所述脑电信号中的有意眨眼特征进行提取;
S30根据提取的有意眨眼特征对所述脑电信号中的有意眨眼进行识别。
2. 如权利要求1所述的有意眨眼识别方法,其特征在于,
在步骤S20中,所述幅度阈值的幅值最大值 m 为 $1000\mu\text{V}$,幅值最小值 n 为 $-1100\mu\text{V}$;
在步骤S30中,当一信号区域中,出现幅值大于幅值最大值 m 、小于幅值最小值 n 的两个有意眨眼特征点,判定所述脑电信号中出现一次有意眨眼。
3. 如权利要求1或2所述的有意眨眼识别方法,其特征在于,
在步骤S10之后,还包括:
S11提取所述脑电信号中的 δ 节律信号;
S12根据所述的 δ 节律信号提取所述脑电信号中的眨眼信号;
在步骤S20中,根据于所述眨眼信号范围内根据预设的幅度阈值对有意眨眼特征进行提取。
4. 如权利要求1或2所述的有意眨眼识别方法,其特征在于,
在步骤S10之后,还包括:
S13对所述脑电信号中的专注度特征进行提取;
S14根据提取的专注度特征确定专注信号范围;
在步骤20中,于所述专注信号范围内根据预设的幅度阈值对有意眨眼特征进行提取。
5. 一种基于单通道脑电信号的有意眨眼识别装置,其特征在于,包括:
脑电信号获取模块,用于获取单通道脑电信号;
有意眨眼特征提取模块,用于根据预设的幅度阈值对所述脑电信号获取模块获取的脑电信号中的有意眨眼特征进行提取;
有意眨眼识别模块,用于根据所述有意眨眼特征提取模块提取的有意眨眼特征对所述脑电信号中的有意眨眼进行识别。
6. 如权利要求5所述的有意眨眼识别装置,其特征在于,所述幅度阈值的幅值最大值 m 为 $1000\mu\text{V}$,幅值最小值 n 为 $-1100\mu\text{V}$;
在所述有意眨眼识别模块中,当一信号区域中,出现幅值大于幅值最大值 m 、小于幅值最小值 n 的两个有意眨眼特征点,判定所述脑电信号中出现一次有意眨眼。
7. 如权利要求5或6所述的有意眨眼识别装置,其特征在于,所述有意眨眼识别装置中还包括:
 δ 节律信号提取模块,用于提取所述脑电信号中的 δ 节律信号;
眨眼信号提取模块,用于根据所述 δ 节律信号提取模块提取的 δ 节律信号进一步从所述脑电信号中提取眨眼信号;
在所述有意眨眼特征提取模块中,根据于所述眨眼信号范围内根据预设的幅度阈值对有意眨眼特征进行提取。
8. 如权利要求5或6所述的有意眨眼识别装置,其特征在于,所述有意眨眼识别装置中还包括:
专注度特征提取模块,用于对所述脑电信号中的专注度特征进行提取;

专注信号范围确定模块,用于根据所述专注度特征提取模块提取的专注度特征确定专注信号范围;

在所述有意眨眼特征提取模块中,于所述专注信号范围内根据预设的幅度阈值对有意眨眼特征进行提取。

基于单通道脑电信号的有意眨眼识别方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及数据处理技术领域,尤其涉及一种基于单通道脑电信号的有意眨眼识别方法及装置。

背景技术

[0002] 脑电信号(electroencephalogram,以下简称EEG)作为反应大脑活动状态的微弱低频生物信号,一般幅值仅有10~50 μ V(微伏),极易受到噪声的干扰,故对EEG信号的分析与研究时对采集设备与方法有很高的要求。由EEG信号研究所形成的脑机接口技术(brain-computer interface,BCI)是EEG信号的重要应用方式。

[0003] 一般情况下,人们通过运动神经和肌肉组织实现大脑与外部环境的交互,但是在很多生理疾病和意外情况的影响下,如脑瘫和因为意外导致的重度截肢等,导致人们丧失对日常行为的控制和与外界的交流能力。此时在人脑和计算机或其他电子设备之间建立通信系统,将EEG包含的各类特征信号作为系统的输入控制信号,用于进行控制操作设备的相关操控,如电动轮椅设备等,将会大大方便残疾人的生活。

[0004] 这一过程中,对EEG信号进行分类的方法是研究的重点,分类的准确率越高越稳定,BCI系统的工作性能越好。目前,对于EEG信号的分类应用大都集中在多通道采集中,主要是因为其设备可以采集到更多EEG信号中的信息。针对多通道EEG信号特征分类研究集中在深度学习中的方法,包括利用卷积神经网络和深度置信网络等对EEG信号进行分类,但是对于单通道EEG信号分类问题尚未有深入研究。

发明内容

[0005] 针对上述现有技术的不足,本发明提供了一种基于单通道脑电信号的有意眨眼识别方法及装置,有效对单通道脑电信号中的有意眨眼进行识别。

[0006] 为了实现上述目的,本发明通过以下技术方案实现:

[0007] 一种基于单通道EGG信号的有意眨眼识别方法,包括:

[0008] S10获取单通道EGG信号;

[0009] S20根据预设的幅度阈值对所述EGG信号中的有意眨眼特征进行提取;

[0010] S30根据提取的有意眨眼特征对所述EGG信号中的有意眨眼进行识别。

[0011] 进一步优选地,在步骤S20中,所述幅度阈值的幅值最大值m为1000 μ V,幅值最小值n为-1100 μ V;

[0012] 在步骤S30中,当一信号区域中,出现幅值大于幅值最大值m、小于幅值最小值n的两个有意眨眼特征点,判定所述EGG信号中出现一次有意眨眼。

[0013] 进一步优选地,在步骤S10之后,还包括:

[0014] S11提取所述EGG信号中的 δ 节律信号;

[0015] S12根据所述的 δ 节律信号提取所述EGG信号中的眨眼信号;

[0016] 在步骤S20中,根据于所述眨眼信号范围内根据预设的幅度阈值对有意眨眼特征

进行提取。

[0017] 进一步优选地,在步骤S10之后,还包括:

[0018] S13对所述EGG信号中的专注度特征进行提取;

[0019] S14根据提取的专注度特征确定专注信号范围;

[0020] 在步骤20中,于所述专注信号范围内根据预设的幅度阈值对有意眨眼特征进行提取。

[0021] 本发明还提供了一种基于单通道EGG信号的有意眨眼识别装置,包括:

[0022] 脑电信号获取模块,用于获取单通道EGG信号;

[0023] 有意眨眼特征提取模块,用于根据预设的幅度阈值对所述脑电信号获取模块获取的EGG信号中的有意眨眼特征进行提取;

[0024] 有意眨眼识别模块,用于根据所述有意眨眼特征提取模块提取的有意眨眼特征对所述EGG信号中的有意眨眼进行识别。

[0025] 进一步优选地,所述幅度阈值的幅值最大值 m 为 $1000\mu V$,幅值最小值 n 为 $-1100\mu V$;

[0026] 在所述有意眨眼识别模块中,当一信号区域中,出现幅值大于幅值最大值 m 、小于幅值最小值 n 的两个有意眨眼特征点,判定所述EGG信号中出现一次有意眨眼。

[0027] 进一步优选地,所述有意眨眼识别装置中还包括:

[0028] δ 节律信号提取模块,用于提取所述EGG信号中的 δ 节律信号;

[0029] 眨眼信号提取模块,用于根据所述 δ 节律信号提取模块提取的 δ 节律信号进一步从所述EGG信号中提取眨眼信号;

[0030] 在所述有意眨眼特征提取模块中,根据于所述眨眼信号范围内根据预设的幅度阈值对有意眨眼特征进行提取。

[0031] 进一步优选地,所述有意眨眼识别装置中还包括:

[0032] 专注度特征提取模块,用于对所述EGG信号中的专注度特征进行提取;

[0033] 专注信号范围确定模块,用于根据所述专注度特征提取模块提取的专注度特征确定专注信号范围;

[0034] 在所述有意眨眼特征提取模块中,于所述专注信号范围内根据预设的幅度阈值对有意眨眼特征进行提取。

[0035] 在本发明提供的有意眨眼识别方法及装置中,基于EEG信号中的专注度特征和眨眼特征的进行识别。专注度特征划分专注度放松和集中两种状态,之后针对眨眼动作发生时信号幅值的变化与基本节律能量的变化,通过具体数据对比选取信号幅值变化作为分类识别的特征,并利用机器学习中的分类方法对眨眼特征进行分类。实验证明,该有意眨眼识别方法能够取得较好的分类效果,为以后单通道脑电信号的分类应用研究提供了新的思路。

附图说明

[0036] 结合附图,并通过参考下面的详细描述,将会更容易地对本发明有更完整的理解并且更容易地理解其伴随的优点和特征,其中:

[0037] 图1为本发明中基于单通道EGG信号的有意眨眼识别方法一种实施例流程示意图;

[0038] 图2为本发明中同一受试者无意识眨眼状态和有意识眨眼状态的EEG信号时域波

形变化图；

[0039] 图3为本发明中不发生眨眼(静息状态)时的波形如图；

[0040] 图4为本发明一实例中十位受试者的幅值最大值均值的对比图；

[0041] 图5为本发明一实例中十位受试者的幅值最小值均值的对比图；

[0042] 图6为本发明一实例中一次有意眨眼状态的幅值图；

[0043] 图7为本发明一实例中连续两次眨眼状态的幅值图；

[0044] 图8为本发明中RBF神经网络结构图；

[0045] 图9为本发明中三分类原理图；

[0046] 图10为本发明中基本节律能量平均对比图；

[0047] 图11为本发明一实例中6位受试者放松状态时专注度均值对比图；

[0048] 图12为本发明中受试者精神状态集中时专注度的均值和放松状态时专注度最大值对比图；

[0049] 图13为本发明中基于单通道EGG信号的有意眨眼识别装置一种实施例结构示意图。

[0050] 附图标记：

[0051] 100-有意眨眼识别装置,110-脑电信号获取模块,120-有意眨眼特征提取模块,130-有意眨眼识别模块。

具体实施方式

[0052] 为使本发明的内容更加清楚易懂,以下结合说明书附图,对本发明的内容作进一步说明。当然本发明并不局限于该具体实施例,本领域内的技术人员所熟知的一般替换也涵盖在本发明的保护范围内。

[0053] 如图1所示为本发明提供的基于单通道EGG信号的有意眨眼识别方法一种实施例流程示意图,从图中可以看出,该有意眨眼识别方法中包括：

[0054] S10获取单通道EGG信号；

[0055] S20根据预设的幅度阈值对EGG信号中的有意眨眼特征进行提取；

[0056] S30根据提取的有意眨眼特征对EGG信号中的有意眨眼进行识别。

[0057] 进一步优选地,在步骤S20中,幅度阈值的幅值最大值 m 为 $1000\mu V$,幅值最小值 n 为 $-1100\mu V$ ；

[0058] 在本实施例中,采用NeuroSky公司研发的基于TGAM模块(脑波控制开发模块)的单通道脑电波采集头套采集EGG信号。该单通道脑电波采集头套中,内含TGAM模块和蓝牙传输模块,通过采集电极采集EEG信号之后通过蓝牙模块传输至PC端进行分析处理。具体,TGAM模块采用单导干电极测量技术,集成EEG信号的滤波和放大功能,数据输出频率为 $256Hz$ ；且TGAM模块与PC端的数据传送通过HC-05嵌入式蓝牙串行通信模块进行。

[0059] 对于同一受试者无意识眨眼状态和有意识眨眼状态的EEG信号时域波形变化如图2所示,其中,横坐标为采样点；纵坐标为幅值,单位为 μV 。从图中可以看出,发生眨眼动作时,不管是有意识还是无意识眨眼,脑电波波形都出现了幅值从平稳状态增大到最大值,之后减小至最小值,最后恢复平稳的现象,即信号的变化特征明显。不发生眨眼(静息状态)时的波形如图3所示,从图中可以看出,静息状态时幅值变化平稳。基于此,本实施例中,以眨

眼动作发生时EEG信号时域波形幅值的变化作为区分有意眨眼特征的方法。

[0060] 寻找十位身体健康,年龄为22-25周岁的男女各五人作为实验受试者,并采集该十位受试者有意眨眼和无意识眨眼数据二十组。提取每位受试者二十组数据中有意识眨眼和无意识眨眼时时域波形幅值的最大值和最小值,并取平均值。该十位受试者的幅值最大值均值和最小值均值的对比图如4和图5所示(横坐标为测试组数;纵坐标为信号幅值,单位为 μV),从图中可以看出,正常眨眼状态和有意眨眼状态的幅值差距明显。如图4,正常眨眼状态下的幅值大于 $500\mu\text{V}$,小于 $1000\mu\text{V}$;经计算,处于正常眨眼状态的幅值最大值均值为 $681.6\mu\text{V}$ 。有意眨眼时幅值范围为 $1000\sim 1500\mu\text{V}$,最大值的均值为 $1391\mu\text{V}$ 。故本实例中将幅度阈值的幅值最大值 m 设定为 $1000\mu\text{V}$ 。如图5,正常眨眼状态下幅值最小值范围在 $-600\sim -1000\mu\text{V}$,平均值为 $-764\mu\text{V}$;有意眨眼状态下幅值最小值的范围为 $-1200\sim -1800\mu\text{V}$,平均值 $-1577\mu\text{V}$ 。故本实例中将幅度阈值的幅值最小值 n 设定为 $-1100\mu\text{V}$ 。

[0061] 如图6所示为一次有意眨眼状态的幅值图,其中, a 、 b 分别表示有意眨眼时幅值的最大值和最小值。在有意眨眼识别中,当 $a > m$ 时,置 $a = 1$,反之置 $a = 0$;当 $b < n$ 时,置 $b = 1$,反之置 $b = 0$ 。表1所示,当 $a = 1$ 和 $b = 1$ 同时发生时,判定检测到了一次有意眨眼特征,其他情况不构成眨眼行为(静息或无意识眨眼状态),归类为对系统无影响情况。

[0062] 表1:信号幅值与眨眼状态的关系

[0063]	a	b	状态判别
	1	1	有意眨眼
	其他		静息或无意识眨眼

[0064] 以上针对单次有意眨眼状态进行了识别,当出现连续眨眼时,EGG信号的幅值变化会连续出现,如图7所示为连续两次眨眼状态的幅值图。由正常无意识眨眼时通常不会出现连续多次眨眼的情况,可以知道,多次有意眨眼状态和静息/正常眨眼状态之间更易识别,正确率也更高。

[0065] 以下对连续两次眨眼识别过程进行说明,三次以上眨眼情况以此类推。如图7所示, a 、 b 、 c 和 d 分别表示图中四点处的幅值,分别对应连续两次眨眼动作时幅值变化的最大值和最小值。 m 和 n 分别表示幅度阈值的幅值最大值和幅值最小值,即 $m = 1000\mu\text{V}$, $n = -1100\mu\text{V}$ 。在识别过程中,当 $a > m$ 时,置 $a = 1$,反之 $a = 0$;当 $b < n$ 时,置 $b = 1$,反之 $b = 0$; c 的情况与 a 相同, d 的情况与 b 相同。当 $a = 1$ 和 $b = 1$ 同时发生时,说明检测到了一次有意眨眼特征,此时如果 $c = 1$ 和 $d = 1$ 的情况也同时出现,则说明发生了连续两次有意眨眼行为。如果发生 $c = 0$, $d = 0$ 情况,则证明仅发生了一次有意眨眼行为。当 $a = 0$, $b = 0$, $c = 0$, $d = 0$ 状态同时发生时,说明此时是静息状态或者处于正常眨眼状态,对系统工作无影响。而 $a = 0$, $b = 1$ 或 $a = 1$, $b = 0$ 等情况,则不构成眨眼行为,也归类为对系统无影响情况。信号幅值与眨眼状态的具体关系如表2所示。

[0066] 表2:眨眼状态分类情况

[0067]	a	b	c	d	分类状态
	1	1	0	0	有意眨眼
	0	0	1	1	
	1	1	1	1	连续两次眨眼
其他					静息或正常眨眼

[0068] SVM方法即支持向量机方法,是一种常用的解决二分类问题的模型,可以对线性可分数据集,线性不可分数据集和非线性数据集进行分类处理。该模型的本质是线性分类器,但在特征空间中要求线性距离的间隔最大化。间隔的最大化是SVM方法的主要学习策略,等价于凸二次规划的求解问题。对于非线性数据集的分类,则需要在间隔最大化的基础上加入核函数进行分类。

[0069] 当训练数据集线性可分时,设特征空间上的线性可分数据集T为式(1):

$$[0070] \quad T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots (x_N, y_N)\} \quad (1)$$

[0071] 其中, $x_i \in x = R^n$ 为特征向量, $y_i \in Y = \{+1, -1\}$ 为相应的类标记, $i = 1, 2, \dots, N$ 。

[0072] 超平面的定义为: $\omega x + b = 0$, 一般存在无数个超平面, 可以将线性数据分类, 超平面由法向量 ω 和截距 b 决定, 故通过间隔最大化, 求出最优超平面就是获得最优法向量和截距的过程。定义函数间隔 $\hat{\gamma}_i$ 为式(2):

$$[0073] \quad \hat{\gamma}_i = y_i(\omega x_i + b) \quad (2)$$

[0074] 函数间隔反应分类的正确性, 但是单纯的函数间隔在法向量和截距等比改变时也会随之改变, 但此时的超平面却没有发生变化, 所以对函数间隔中的 ω 添加约束 $\|\omega\| = 1$, 固定间隔的值, 此时函数间隔 γ_i 的定义可以优化为几何间隔, 其定义如式(3):

$$[0075] \quad \gamma_i = y_i \left(\frac{\omega}{\|\omega\|} x_i + \frac{b}{\|\omega\|} \right) \quad (3)$$

[0076] 几何间隔的最小值为 $\gamma = \min_{i=1, \dots, N} \gamma_i$ 。从几何间隔的定义可以看出, 间隔最大化问题可以用约束最优问题解决, 超平面对于数据集中每个样本点的几何间隔至少为 γ , 如式(4)和式(5):

$$[0077] \quad \max_{\omega, b} \gamma \quad (4)$$

$$[0078] \quad s.t. \quad y_i \left(\frac{\omega}{\|\omega\|} x_i + \frac{b}{\|\omega\|} \right) \geq \gamma, i = 1, 2 \dots N \quad (5)$$

[0079] 继续对约束最优问题进行优化, 得到如式(6)和式(7)的最优化问题:

$$[0080] \quad \min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (6)$$

$$[0081] \quad s.t. \quad y_i(\omega x_i + b) - 1 \geq 0, i = 1, 2 \dots N \quad (7)$$

[0082] 此约束最优化问题可以看作凸二次规划问题的求解, 求解后得到法向量和截距的最优解为 ω^* 和 b^* 。故分离超平面为 $\omega^* x + b^* = 0$, 选择的相应分类决策函数为 $f(x) = \text{sign}(\omega^* x + b^*)$ 。

[0083] 上述为基于线性可分数据集的SVM二分类模型的构建,对于多分类任务则可以通过多个SVM分类器进行叠加使用。

[0084] RBF神经网络即径向基函数神经网络,结构简单可以拟合大部分非线性函数,具有很好的实用功能。RBF神经网络是单隐层前向神经网络,如图8所示有三层。第一层是由输入信号源节点组成的输入层。第二层为隐藏层,根据需要解决的分类型问题具体决定隐藏层的节点数,隐藏层中神经元的变换函数为非负的线性函数,满足中心点径向对称且时刻衰减。该变换函数也名为径向基函数。同时该函数也是是局部响应函数,主要表现在变换函数从第一层到第二层的变换方法跟其它的神经网络不同。第三层是对输入信号做出的响应,属于输出层。输出层与隐含层由于所要完成的任务不同,故他们所对应的学习方法也不同。其中输出层一般是采用线性优化策略对线性权值进行调整,所以其学习速度相比较于隐藏层略快。而隐含层则是采用非线性优化策略对激活函数进行参数调整,常用的激活函数主要有格林函数,高斯函数等。目前研究者选用高斯函数作为激活函数的较多,但是因为采用非线性优化策略的原因,所以隐藏层的学习速度通常较慢。

[0085] BRF神经网络模型的训练需要初始化基函数的中心,方差和隐含层到输出层的权值这三个值。其中基函数中心的选取可以直接计算,自组织学习和最小二乘法等方法决定,在实际解决问题中,需要具体情况具体分析,一般通过学习的方法获得。方差和权重均可通过梯度下降法进行迭代获得,通过梯度下降法自适应调节到最优值。

[0086] 基于此,在一实例中,采集90个样本作为训练集,其中15个静息状态样本,15个正常眨眼状态样本,30个有意眨眼状态样本和30个连续两次眨眼状态样本,采用交叉验证的方法获得测试集。分别对SVM分类模型和RBF神经网络模型进行基于训练集的训练,得到分类结果。

[0087] 由SVM模型是对线性数据进行的二分类问题,通过超零界平面划分两类样本。但是在该实例中,需要分类出静息和正常眨眼状态、有意眨眼状态和连续两次眨眼状态三类问题,故单纯的SVM模型无法满足分类要求。将静息和正常眨眼状态、有意眨眼状态和连续两次眨眼状态编号为1类、2类和3类。在识别过程中,如图9所示,先将训练样本送入对1类和3类进行两类SVM划分,分类出的包含2类的1类和3类,再分别对包含2类的1类和包含2类的3类进行划分,最终获得三类的分类识别,结果如表3所示。要说明的是,当仅需要对有意眨眼状态进行识别时,即进行二分类,则只需将数据调入编好的模型算法中进行训练并预测结果即可。

[0088] 表3:SVM模型分类准确率

[0089]

	训练集	测试集
静息和正常眨眼识别率	100%	100%
有意眨眼识别率	100%	93.33%
连续两次眨眼识别率	100%	93.33%
样本总识别率	100%	95.56%

[0090] RBF神经网络模型的构建首先需要对相应参数进行初始化处理,本实施例采用监督学习方法对参数进行初始化,采用梯度下降法迭代计算目标函数对权值和扩展常数的偏导。基函数的中心为训练数据中随机选取的十个样本,扩展常数的初始化可从24之间随机选取十个值来进行。学习率设置为0.01,取目标函数的变化阈值为0.01。实验结果如表4所

示。

[0091] 表4:RBF神经网络模型分类准确率

[0092]		训练集	测试集
	静息和正常眨眼识别率	100%	100%
	有意眨眼识别率	100%	93.33%
	连续两次眨眼识别率	100%	86.67%
	样本总识别率	100%	93.33%

[0093] 综合对比两种模型的分类准确率可以发现,对于单次有意眨眼识别率,两种模型的准确率都超过93%,最高分类准确率为100%,分类准确率较高,皆可用于有意眨眼特征的分类识别。在实际应用中可以根据需求进行选择,若要求识别准确率都处于较高且稳定的状态,可以选定SVM模型,可以更有效的实现有意眨眼特征的分类识别。

[0094] 对上述实施例进行改进得到本实施例,在本实施例中,有意眨眼识别方法中包括:

[0095] S10获取单通道EGG信号;

[0096] S11提取EGG信号中的 δ 节律信号;

[0097] S12根据的 δ 节律信号提取EGG信号中的眨眼信号;

[0098] S20根据于眨眼信号范围内根据预设的幅度阈值对有意眨眼特征进行提取;

[0099] S30根据提取的有意眨眼特征对EGG信号中的有意眨眼进行识别。

[0100] 在本实施例中,采用NeuroSky公司研发的基于TGAM模块(脑波控制开发模块)的单通道脑电波采集头套采集EGG信号。该单通道脑电波采集头套中,内含TGAM模块和蓝牙传输模块,通过采集电极采集EEG信号之后通过蓝牙模块传输至PC端进行分析处理。具体,TGAM模块采用单导干电极测量技术,集成EEG信号的滤波和放大功能,可以输出原始脑电波形数据和 α 、 β 、 γ 、 δ 、 θ 脑电波数据,数据输出频率为256Hz;且TGAM模块与PC端的数据传送通过HC-05嵌入式蓝牙串行通信模块进行。

[0101] 由上一实施例中眨眼行为发生后EEG信号变化特点可以看出, α 节律(8~13Hz)、 β 节律(14~30Hz)、 δ 节律(0.1~3.5Hz)、 θ 节律(4~7.5Hz)和 γ 节律(30Hz以上)与人体发生眨眼动作关系密切。

[0102] 本实例中利用测试眨眼动作发生时幅值变化的十组数据分析眨眼行为发生时EEG信号各个基本节律的能量变化,取十组数据分别在静息状态,正常眨眼和有意眨眼三种状态的五个基本节律的平均能量进行对比。对比结果图10所示(横坐标为测试状态;纵坐标为信号幅值,单位为 μV ;图示中分别包括静息、正常眨眼及有意眨眼三种状态下 δ 、 β 、 α 、 θ 及 γ 节律能量示意图),从图中可以看出,发生眨眼动作后 δ 节律(三种状态下最左侧一条能量示意图)的能量增强明显,但是正常眨眼状态和有意眨眼状态中 δ 节律的变化差距不明显。 α 节律、 β 节律和 θ 节律从能量平均值对比图中可以看出能量增强,但是增强幅度较低。与其他基本节律相反的是 γ 节律,在眨眼动作发生后能量出现了降低现象。故可以通过 δ 节律判别静息状态和眨眼状态。

[0103] 对上述实施例进行改进得到本实施例,在本实施例中,有意眨眼识别方法中包括:

[0104] S10获取单通道EGG信号;

[0105] S13对EGG信号中的专注度特征进行提取;

[0106] S14根据提取的专注度特征确定专注信号范围;

[0107] S20于专注信号范围内根据预设的幅度阈值对有意眨眼特征进行提取;

[0108] S30根据提取的有意眨眼特征对EGG信号中的有意眨眼进行识别。

[0109] 在本实施例中,采用NeuroSky公司研发的基于TGAM模块(脑波控制开发模块)的单通道脑电波采集头套采集EGG信号。该单通道脑电波采集头套中,内含TGAM模块和蓝牙传输模块,通过采集电极采集EEG信号之后通过蓝牙模块传输至PC端进行分析处理。具体,TGAM模块采用单导干电极测量技术,集成EEG信号的滤波和放大功能,同时集成了eSense算法,可以输出eSense专注度与放松度,数据输出频率为256Hz;且TGAM模块与PC端的数据传送通过HC-05嵌入式蓝牙串行通信模块进行。由专注度特征识别可通过脑电信号采集装置中的算法计算出实时的集中度,故仅需要根据专注度的变化范围设置相关阈值实现特征的识别。为了更进一步的了解专注度的获得方式,通过RealTerm软件从采集设备与PC端的通信串口抓取数据进行分析。

[0110] 专注度数值变化由受试者精神集中度决定,当受试者处于精神放松状态时相应的集中度数值会比较低,受试者处于精神集中状态时集中度数值较高,故本实施例中以精神状态集中和放松时专注度数据之间的数值作为识别专注度的一个阈值。同时将正常状态下专注度的最小值作为采用专注度识别方式的开关。即专注度数值超过这一设定数值则开启专注度识别控制,再由专注度是否超过阈值判断控制模式。

[0111] 在一实例中,实验在安静无人员打扰的实验室中进行,选择6名受试者30s的EEG信号专注度数值,包括15s精神集中状态时的专注度数值和15s精神放松状态时的专注度数值。判断是否开启专注度识别控制的专注度最小值可由15s放松状态的最小值决定。判断专注度阈值可通过精神放松状态的最大值与精神集中状态时的均值对比获得。以6位受试者放松状态时专注度的均值作为参考数据。如图11(横坐标为受试者编号,纵坐标为专注度数值)所示为6位受试者放松状态时专注度均值,由图中可以看出,专注度的均值在35到50之间,故为了方便系统工作,选取初始启动阈值为25。如图12所示为受试者精神状态集中时专注度的均值和放松状态时专注度最大值对比图,根据图中数据可以看出精神集中时和精神放松时专注度差距明显,放松时专注度最大值不超过60,而精神集中状态专注度值超过70。故,本实例中,设定判断精神集中与精神放松状态的专注度阈值为63。专注度值不超过63时为精神放松状态,超过63时为精神集中状态。

[0112] 本发明还提供了一种基于单通道EGG信号的有意眨眼识别装置,在一实例中,如图13所示,该有意眨眼识别装置100中包括:脑电信号获取模块110,用于获取单通道EGG信号;有意眨眼特征提取模块120,用于根据预设的幅度阈值对脑电信号获取模块获取的EGG信号中的有意眨眼特征进行提取;有意眨眼识别模块130,用于根据有意眨眼特征提取模块提取的有意眨眼特征对EGG信号中的有意眨眼进行识别。

[0113] 在另一实施例中,有意眨眼识别装置中还包括: δ 节律信号提取模块,用于提取EGG信号中的 δ 节律信号;眨眼信号提取模块,用于根据 δ 节律信号提取模块提取的 δ 节律信号进一步从EGG信号中提取眨眼信号;在有意眨眼特征提取模块中,根据于眨眼信号范围内根据预设的幅度阈值对有意眨眼特征进行提取。

[0114] 在另一实施例中,有意眨眼识别装置中还包括:专注度特征提取模块,用于对EGG信号中的专注度特征进行提取;专注信号范围确定模块,用于根据专注度特征提取模块提取的专注度特征确定专注信号范围;在有意眨眼特征提取模块中,于专注信号范围内根据

预设的幅度阈值对有意眨眼特征进行提取。

[0115] 在装置实施例中有意图眨眼的识别过程与基于单通道EGG信号的有意眨眼识别方法中相同,这里不做赘述。

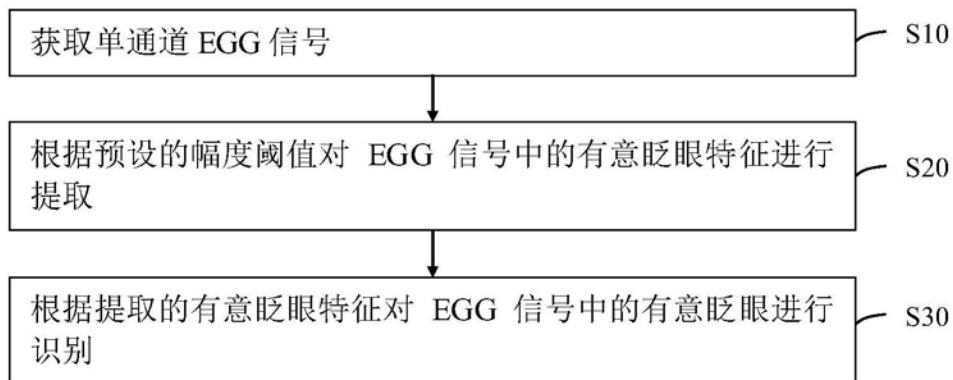


图1

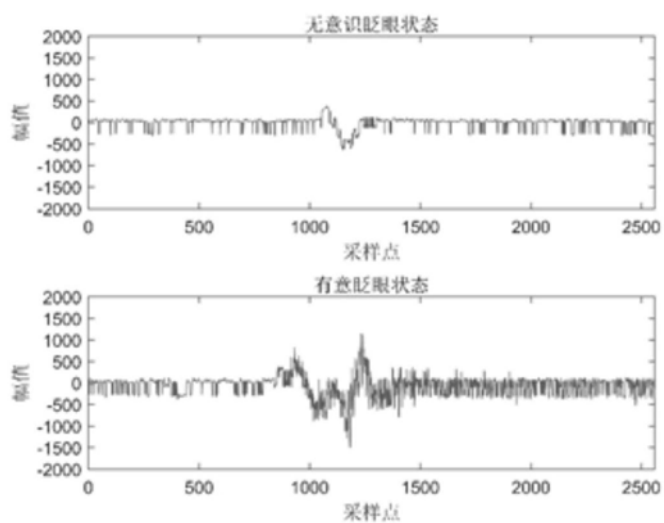


图2

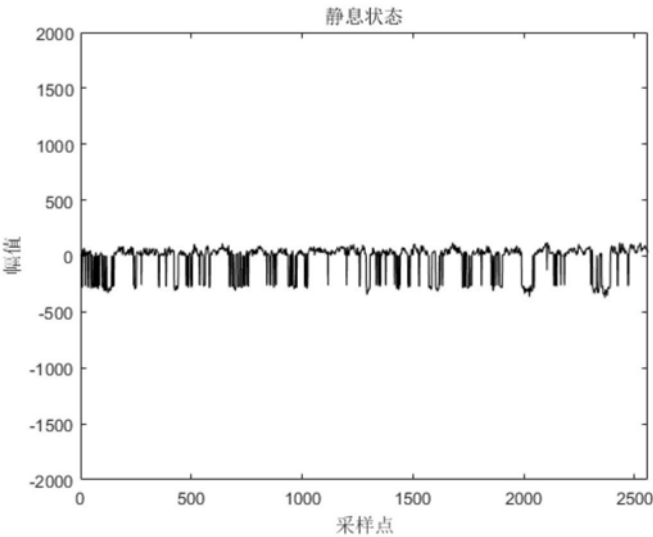


图3

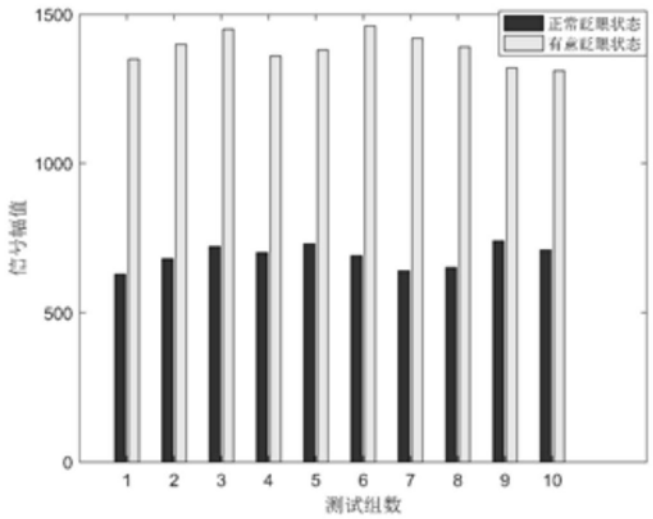


图4

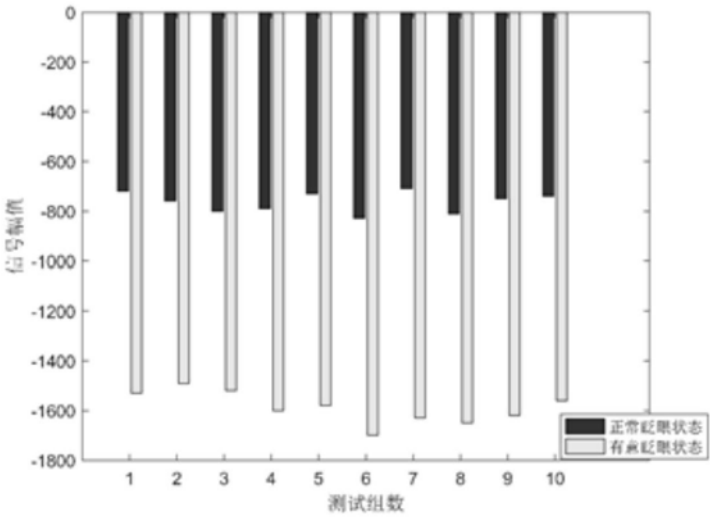


图5

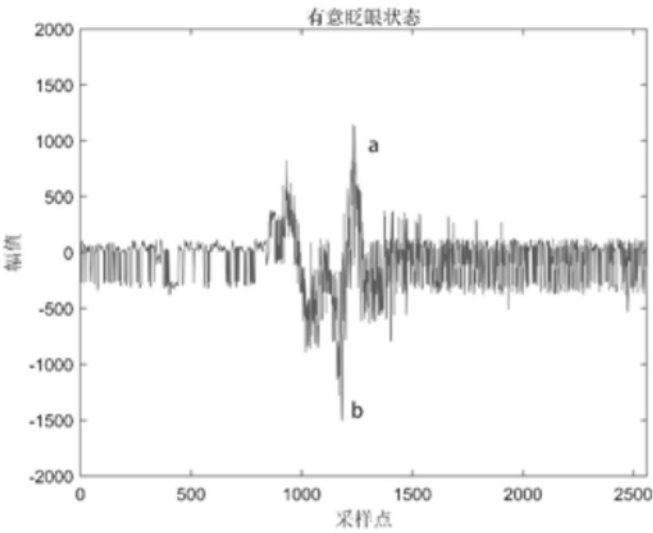


图6

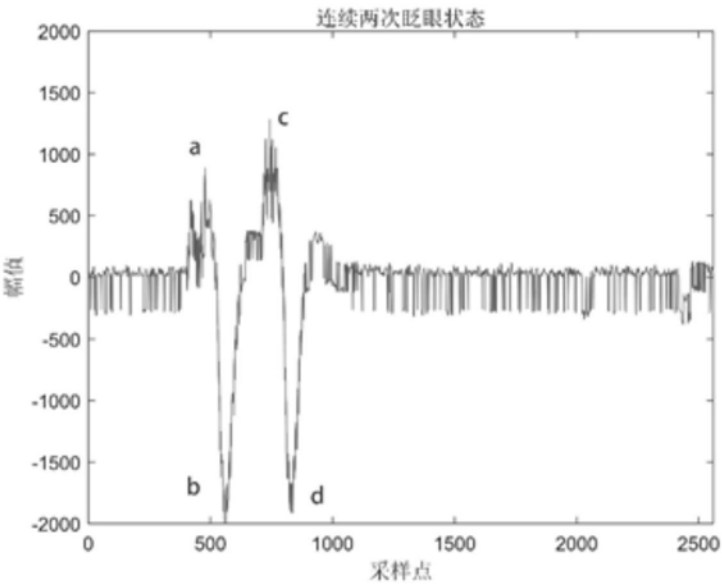


图7

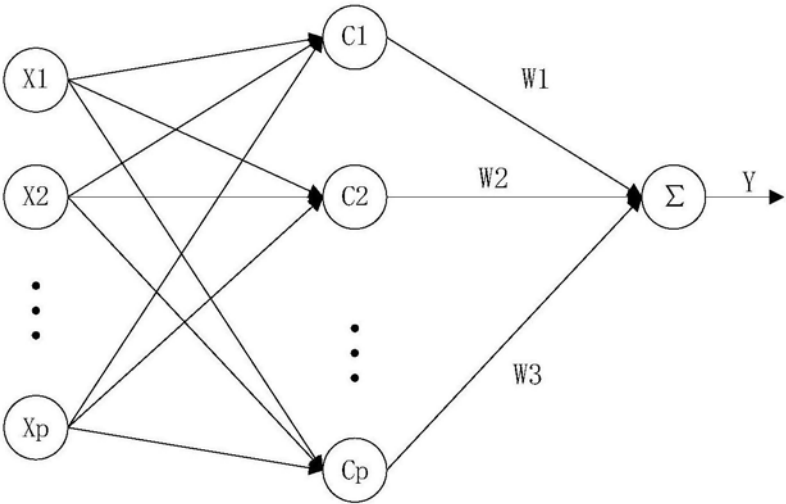


图8

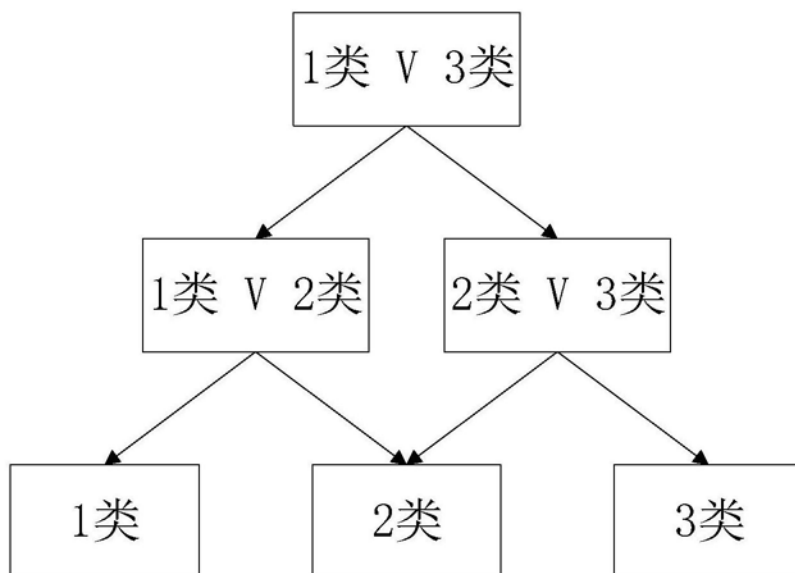


图9

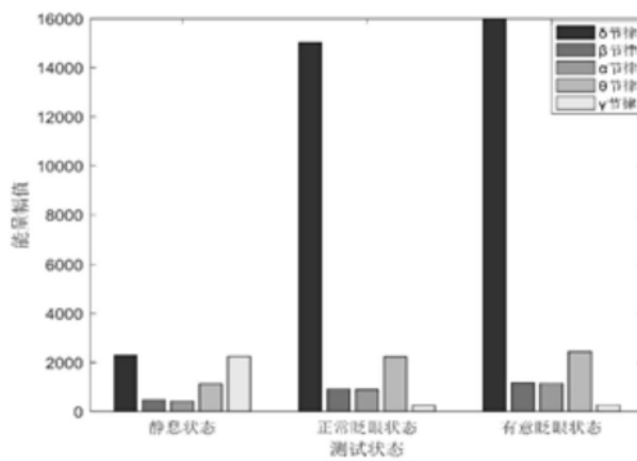


图10

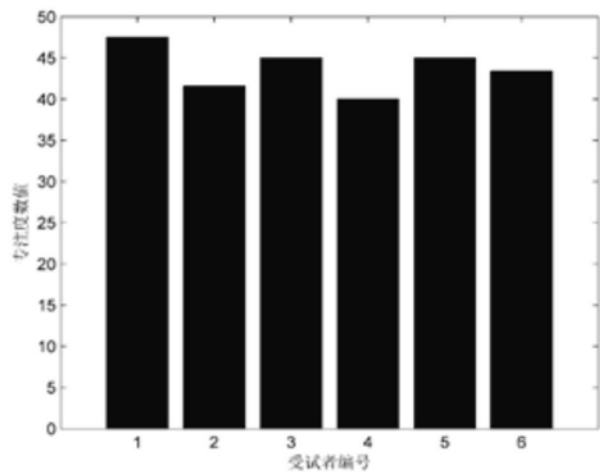


图11

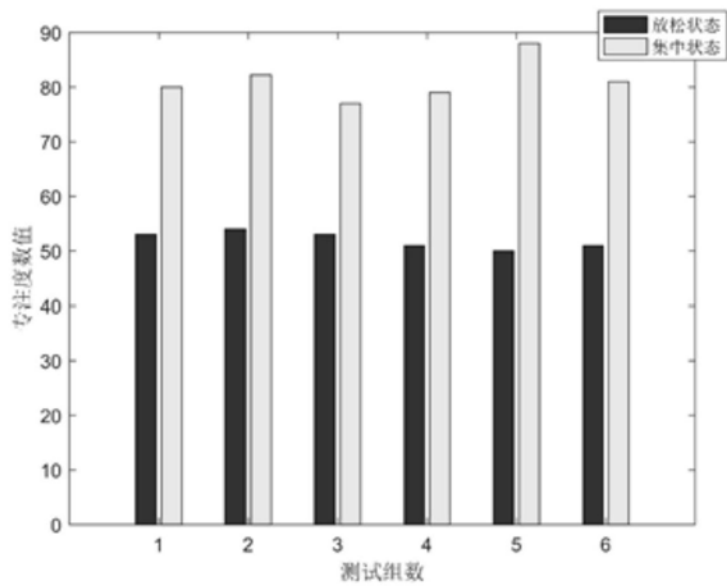


图12

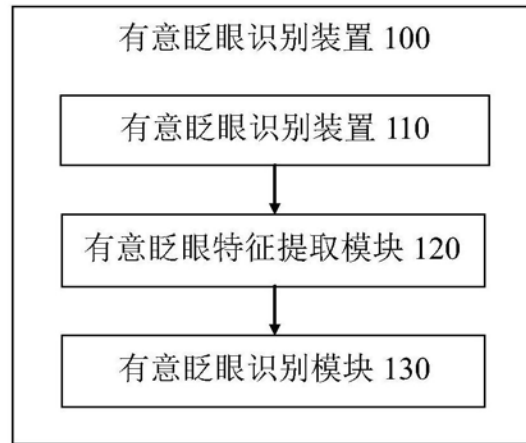


图13