



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107361766 A

(43)申请公布日 2017. 11. 21

(21)申请号 201710581779.4

(22)申请日 2017.07.17

(71)申请人 中国人民解放军信息工程大学

地址 450000 河南省郑州市高新区科学大道62号

(72)发明人 闫滨 庄宁 曾颖 张弛 童莉

(74)专利代理机构 郑州大通专利商标代理有限公司 41111

代理人 石丹丹

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

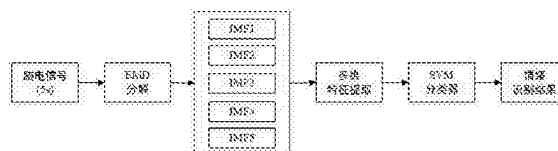
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

一种基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法

(57)摘要

本发明涉及脑电信号处理技术领域,特别是涉及一种基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法,首先利用EMD将脑电信号自适应地分解为不同震荡频率的本征模态函数IMF,然后提取本征模态函数的波形差分、相位差分和归一化能量,将提取的多维信息组成特征向量,作为不同情绪脑电信号的表征,通过KNN分类器和SVM分类器,进行情绪脑电信号的分类与识别,大大提高了分类准确率。



1. 一种基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤1,对脑电信号进行EMD分解,得到不同振荡频率的本征模态函数IMF;

步骤2,对上述本征模态函数提取多维信息,该多维信息包括波形差分、相位差分和归一化能量;

步骤3,将提取的多维信息组成一个特征向量,作为不同情绪脑电信号的表征;

步骤4,利用分类器对上述特征向量进行分类,实现对情绪脑电信号的识别。

2. 根据权利要求1所述的基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法,其特征在于,所述步骤1中EMD分解的具体过程为:

步骤1.1,找出信号 $x(t)$ 所有的极大值点,并将其用三次样条函数插值成为原数据序列的上包络线 $v_1(t)$;找出信号 $x(t)$ 所有的极小值点,并将其用三次样条函数插值成为原数据序列的下包络线 $v_2(t)$,并求出其上包络线和下包络线的平均值 $m_1(t)$:

$$m_1(t) = \frac{1}{2}[v_1(t) + v_2(t)];$$

步骤1.2,将原数据序列减去平均包络后即可得到一个去掉低频的新数据序列:

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t);$$

步骤1.3,判断 $h_1(t)$ 是否为IMF函数,若不满足IMF函数条件,将 $h_1(t)$ 看作新的 $x(t)$,重复步骤1.1至步骤1.2,直到 $h_1(t)$ 满足条件时记 $c_1(t)$ 为 $imf(1)$:

$$c_1(t) = h_1(t);$$

步骤1.4,令:

$$r(t) = x(t) - c_1(t),$$

看作新的 $x(t)$,重复步骤1.1至步骤1.3,即可依次得到各阶IMF分量直到满足给定的终止条件时筛选结束;

步骤1.5,原数据序列即由各阶IMF分量以及一个均值或者趋势项 $r(t)$ 表示,即:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r(t)。$$

3. 根据权利要求1或者2所述的基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法,其特征在于,所述步骤2对本征模态函数提取多维信息的具体过程为:

(1)、提取波形差分特征 D_t

$$D_t = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |imf(n+1) - imf(n)|,$$

其中IMF $\{imf_1, imf_2, \dots, imf_N\}$ 为N点序列长度的IMF分量;

(2)、提取相位差分特征 D_p

对于N点IMF分量,应用希尔伯特变换,得到解析信号:

$$z(n) = x(n) + jy(n),$$

解析信号进一步表示如下:

$$z(n) = A(n)e^{j\varphi(n)},$$

其中, $A(n) = \sqrt{x(n)^2 + y(n)^2}$ 为 $z(n)$ 的幅度, $\varphi(n) = \arctan(y(n)/x(n))$ 为瞬时相位,

相位差分定义为 D_p

$$D_p = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\varphi(n+1) - \varphi(n)|,$$

D_p 衡量相位的变化强度, 同时代表瞬时频率的物理意义;

(3)、提取归一化能量 E_{norm}

$$E_{\text{norm}} = \frac{\sum_{n=1}^N \text{imf}^2(n)}{\sum_{n=1}^N s^2(n)},$$

其中, $s(n)$ 为原始脑电信号序列, 取 $\log(E_{\text{norm}})$ 作为特征送入分类器。

4. 根据权利要求3所述的基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法, 其特征在于, 所述分类器包括KNN分类器和SVM分类器。

一种基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及脑电信号处理技术领域,特别是涉及一种基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法。

背景技术

[0002] 情绪在我们的日常生活和工作中起着重要的作用,情绪的实时评估和调控可以更好地改善人们的生活质量。例如,在人机交互的沟通中,情绪识别将使交互过程更和谐自然。另外一个例子,在患者的治疗过程中,特别是有表达问题的患者,患者的真实情绪状态将有助于医生提供更精准的医疗服务。近年来,基于脑电信号的情绪识别得到广泛关注。此外,它是脑机接口(BCI)系统中非常重要的因素,可有效改善人与计算机之间的通信。

[0003] 研究者已经提出了多种基于脑电信号进行情绪识别的方法,包括时域、频域、和时频联合的分析技术。情绪识别的时域特征包括分形维数(FD)和样本熵[4]等非线性特征;EEG时域序列的统计特征,包括一阶和二阶差分。Wang等人提取频域的一系列特征进行分类。时频分析方法通常将脑电信号特定子频带的能量,功率和功率谱密度(PSD)作为特征。短时傅里叶变换(STFT),希尔伯特-黄变换(HHT)和离散小波变换(DWT)是频谱计算中最常用的技术。已有的研究表明,脑电信号的高频段,Beta(16-32Hz)和Gamma(32-64Hz)更适合用于情绪识别,且性能优于低频段。另外,不同脑区间电极的相干性和不对称也经常用于情绪识别。

[0004] EMD是由Huang于1998年提出的。与需要预先确定变换基函数和变换级别的DWT不同,EMD可以自适应地将信号分解为本征模态函数(IMF)。这些IMF表征了原始信号的不同频率分量,具有窄带特性。通过对IMF进行希尔伯特变换,可以得到IMF的瞬时相位信息。因此,EMD适用于非线性、非平稳序列的分析,如神经信号等。鉴于EMD的优点,我们将其用于脑电信号的情绪识别。

[0005] EMD已经被广泛用于癫痫发作预测和检测,但是对于基于EMD的情绪识别,没有太多的研究。在癫痫脑电信号的预测和识别中,IMF的高阶统计特性,复平面中IMF的几何旋转特性,IMF的波动特性经常被作为特征用来进行癫痫脑电信号和正常脑电信号的区分。对于情绪识别,Mert等提取了IMF的熵,功率,功率谱密度,IMF的相关性和不对称性等特征,然后利用独立分量分析(ICA)来减小特征集的维数。所有受试者混合在一起计算情绪分类准确率。但是哪些特征在EMD域进行情绪识别最有效?哪些IMF分量适合用于情绪分类?这些问题再都没有研究过。

发明内容

[0006] 为了解决上述技术问题,本发明提出一种基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法,利用了本征模态函数的多维信息,分类准确率明显提高。

[0007] 为了实现上述目的,本发明采用以下的技术方案:

[0008] 本发明提供一种基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法,包括以下步骤:

- [0009] 步骤1,对脑电信号进行EMD分解,得到不同振荡频率的本征模态函数IMF;
- [0010] 步骤2,对上述本征模态函数提取多维信息,该多维信息包括波形差分、相位差分和归一化能量;
- [0011] 步骤3,将提取的多维信息组成一个特征向量,作为不同情绪脑电信号的表征;
- [0012] 步骤4,利用分类器对上述特征向量进行分类,实现对情绪脑电信号的识别。
- [0013] 进一步地,所述步骤1中EMD分解的具体过程为:
- [0014] 步骤1.1,找出信号 $x(t)$ 所有的极大值点,并将其用三次样条函数插值成为原数据序列的上包络线 $v_1(t)$;找出信号 $x(t)$ 所有的极小值点,并将其用三次样条函数插值成为原数据序列的下包络线 $v_2(t)$,并求出其上包络线和下包络线的平均值 $m_1(t)$:
- [0015]
$$m_1(t) = \frac{1}{2}[v_1(t) + v_2(t)];$$
- [0016] 步骤1.2,将原数据序列减去平均包络后即可得到一个去掉低频的新数据序列:
- [0017]
$$h_1(t) = x(t) - m_1(t);$$
- [0018] 步骤1.3,判断 $h_1(t)$ 是否为IMF函数,若不满足IMF函数条件,将 $h_1(t)$ 看作新的 $x(t)$,重复步骤1.1至步骤1.2,直到 $h_1(t)$ 满足条件时记 $c_1(t)$ 为imf(1):
- [0019]
$$c_1(t) = h_1(t);$$
- [0020] 步骤1.4,令:
- [0021]
$$r(t) = x(t) - c_1(t),$$
- [0022] 看作新的 $x(t)$,重复步骤1.1至步骤1.3,即可依次得到各阶IMF分量直到满足给定的终止条件时筛选结束;
- [0023] 步骤1.5,原数据序列即由各阶IMF分量以及一个均值或者趋势项 $r(t)$ 表示,即:
- [0024]
$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r(t)。$$
- [0025] 进一步地,所述步骤2对本征模态函数提取多维信息的具体过程为:
- [0026] (1)、提取波形差分特征 D_t
- [0027]
$$D_t = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\text{imf}(n+1) - \text{imf}(n)|,$$
- [0028] 其中IMF $\{\text{imf}_1, \text{imf}_2, \dots, \text{imf}_N\}$ 为N点序列长度的IMF分量;
- [0029] (2)、提取相位差分特征 D_p
- [0030] 对于N点IMF分量,应用希尔伯特变换,得到解析信号:
- [0031]
$$z(n) = x(n) + jy(n),$$
- [0032] 解析信号进一步表示如下:
- [0033]
$$z(n) = A(n)e^{j\varphi(n)},$$
- [0034] 其中, $A(n) = \sqrt{x(n)^2 + y(n)^2}$ 为 $z(n)$ 的幅度, $\varphi(n) = \arctan(y(n)/x(n))$ 为瞬时相位,
- [0035] 相位差分定义为 D_p
- [0036]
$$D_p = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\varphi(n+1) - \varphi(n)|,$$
- [0037] D_p 衡量相位的变化强度,同时代表瞬时频率的物理意义;

[0038] (3)、提取归一化能量 E_{norm}

$$[0039] \quad E_{\text{norm}} = \frac{\sum_{n=1}^N \text{imf}^2(n)}{\sum_{n=1}^N s^2(n)},$$

[0040] 其中, $s(n)$ 为原始脑电信号序列, 取 $\log(E_{\text{norm}})$ 作为特征送入分类器。

[0041] 进一步地, 所述分类器包括KNN分类器和SVM分类器。

[0042] 与现有技术相比, 本发明具有以下优点:

[0043] 本发明提出了一种基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法, 利用本征模态函数IMF的波形差分、相位差分、归一化能量作为特征, 性能优异。尤其是相位差分特征, 首次被用来进行情绪识别, 性能出色, 相位差分描述了相位的变化强度, 代表瞬时频率的物理意义。研究表明, 更高频率的子带, 如Beta (16-32Hz) 和Gamma (32-64Hz) 频带可以更好地进行情绪识别, 所以我们利用IMF成分的相位差分来区分不同的情绪状态。IMF的波形差分 and 归一化能量也被用来作为特征, 使用这三个特征的动机在于它们描绘了IMF在时间、频率和能量领域的特征, 提供了多维信息。波形差分描述了时域信号变化的强度, 相位差分描述了相位变化强度, 而归一化能量描述了当前振荡分量在原始脑电信号所占的权重, 这三个特征组成一个特征向量, 被送到KNN分类器和SVM分类器中进行情绪状态检测。本发明提出的方法与时域的样本熵、分形等方法相比, 利用了本征模态函数的多维信息, 分类准确率明显提高。

附图说明

[0044] 为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案, 下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍, 显而易见地, 对于本领域普通技术人员而言, 在不付出创造性劳动性的前提下, 还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0045] 图1是本发明一种基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法的流程图;

[0046] 图2是EMD分解后本征模态函数的波形图;

[0047] 图3情绪分类效价与唤醒度二维模型图;

[0048] 图4是情绪的效价和唤醒度上单个特征的分类性能图;

[0049] 图5是本发明的方法与其他方法的对比图。

具体实施方式

[0050] 为了使本技术领域的人员更好地理解本发明中的技术方案, 下面将结合本发明实施例中的附图, 对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述, 显然, 所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例, 而不是全部的实施例。

[0051] 本实施例是在Matlab2014b的仿真环境下进行的, 采用DEAP情感数据库脑电数据。DEAP数据库利用脑电设备记录, 32个被试在观看不同情绪刺激的音乐视频时脑电信号。脑电的电极分布符合国际10-20系统。本实施例采用预处理后的脑电信号, 采样频率为128Hz, 去除了眼电伪迹, 并经过4-45Hz的带通滤波。

[0052] 如图1和图2所示, 本实施例提供一种基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别

方法,包括以下步骤:

[0053] 步骤1,对DEAP数据库中的每个被试的脑电信号进行EMD分解,得到不同振荡频率的本征模态函数IMF;

[0054] 步骤2,对上述本征模态函数提取多维信息,该多维信息包括波形差分、相位差分和归一化能量;

[0055] 步骤3,将提取的多维信息组成一个特征向量,作为不同情绪脑电信号的表征;

[0056] 步骤4,利用分类器对上述特征向量进行分类,实现对情绪脑电信号的识别。

[0057] 所述步骤1中EMD分解的具体过程为:

[0058] 步骤1.1,找出信号 $x(t)$ 所有的极大值点,并将其用三次样条函数插值成为原数据序列的上包络线 $v_1(t)$;找出信号 $x(t)$ 所有的极小值点,并将其用三次样条函数插值成为原数据序列的下包络线 $v_2(t)$,并求出其上包络线和下包络线的平均值 $m_1(t)$:

$$[0059] \quad m_1(t) = \frac{1}{2}[v_1(t) + v_2(t)];$$

[0060] 步骤1.2,将原数据序列减去平均包络后即可得到一个去掉低频的新数据序列:

$$[0061] \quad h_1(t) = x(t) - m_1(t);$$

[0062] 步骤1.3,判断 $h_1(t)$ 是否为IMF函数,若不满足IMF函数条件,将 $h_1(t)$ 看作新的 $x(t)$,重复步骤1.1至步骤1.2,直到 $h_1(t)$ 满足条件时记 $c_1(t)$ 为 $\text{imf}(1)$:

$$[0063] \quad c_1(t) = h_1(t);$$

[0064] 步骤1.4,令:

$$[0065] \quad r(t) = x(t) - c_1(t),$$

[0066] 看作新的 $x(t)$,重复步骤1.1至步骤1.3,即可依次得到各阶IMF分量直到满足给定的终止条件时筛选结束;

[0067] 步骤1.5,原数据序列即由各阶IMF分量以及一个均值或者趋势项 $r(t)$ 表示,即:

$$[0068] \quad x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r(t)。$$

[0069] 所述步骤2对本征模态函数提取多维信息的具体过程为:

[0070] (1)、提取波形差分特征 D_t

$$[0071] \quad D_t = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\text{imf}(n+1) - \text{imf}(n)|,$$

[0072] 其中IMF $\{\text{imf}_1, \text{imf}_2, \dots, \text{imf}_N\}$ 为N点序列长度的IMF分量;

[0073] (2)、提取相位差分特征 D_p

[0074] 对于N点IMF分量,应用希尔伯特变换,得到解析信号:

$$[0075] \quad z(n) = x(n) + jy(n),$$

[0076] 解析信号进一步表示如下:

$$[0077] \quad z(n) = A(n)e^{j\varphi(n)},$$

[0078] 其中, $A(n) = \sqrt{x(n)^2 + y(n)^2}$ 为 $z(n)$ 的幅度, $\varphi(n) = \arctan(y(n)/x(n))$ 为瞬时相位,

[0079] 相位差分定义为 D_p

$$[0080] \quad D_p = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\varphi(n+1) - \varphi(n)|,$$

[0081] D_p 衡量相位的变化强度,同时代表瞬时频率的物理意义;

[0082] (3)、提取归一化能量 E_{norm}

$$[0083] \quad E_{norm} = \frac{\sum_{n=1}^N imf^2(n)}{\sum_{n=1}^N s^2(n)},$$

[0084] 其中, $s(n)$ 为原始脑电信号序列,取 $\log(E_{norm})$ 作为特征送入分类器。

[0085] 所述分类器包括KNN分类器和SVM分类器。

[0086] 较为常用的一个情绪分类模型为情绪的双系统模型。双系统模型认为情绪是由效价(valence)和唤醒度(arousal)两个维度构成,其中效价指的是情绪体验及其强度,而唤醒度是指与情绪活动相伴随的机体唤醒程度。如图3所示的二维情绪分类模型,其中横坐标表示的是情绪的效价,由左至右表示的是从不愉悦到愉悦程度的变化;纵坐标则表示的是情绪的唤醒度,自下向上代表的是从无聊到兴奋的程度变化。

[0087] DEAP情感数据库中,被试在观看不同的音乐视频刺激时,会在唤醒度和效价维度上对音乐刺激进行打分,打分级别为1-9,并作为脑电信号的标签。本实施例利用DEAP数据库在效价和唤醒度和维度上进行二分类的分类测试。如在情绪的效价维度上,当被试评分<5时,效价为低;当被试评分 ≥ 5 时,效价为高。利用脑电信号以及被试的标签,在效价维度上对每个被试的脑电信号进行二分类测试。唤醒度维度上的分类与测试任务与效价维度类似。

[0088] 本实施例同时在DEAP数据库上,对基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法IMF的分量选择和导联的优化进行了性能测试,结果表明,IMF1分量情绪的分类与识别中具有最重要的作用,IMF1代表了原始脑电信号中的高频分量成分。表1给出了不同IMF分量下的情绪分类准确率,其中IMF1-2表示利用IMF1、IMF2提取特征,IMF1-3表示利用IMF1、IMF2和IMF3提取特征,IMF1-4和IMF1-5的情况依次类推。表1表示不同IMF分量和IMF分量组合下的情绪分类性能,括号内为标准差。

[0089]

分量	效价		唤醒度	
	分类正确率 (%)	T 检验(IMF1)	分类正确率 (%)	T 检验(IMF1)
IMF1	72.42(6.23)	$p=1$	73.78 (6.79)	$p=1$
IMF2	64.20 (5.93)	$p=0$	68.13(7.79)	$p=0.0034$
IMF3	62.87(5.75)	$p=0$	67.39 (8.26)	$p=0.0015$
IMF4	60.54(5.94)	$p=0$	66.14 (8.82)	$p=0.0003$
IMF5	56.82 (5.54)	$p=0$	64.90 (9.66)	$p=0$
IMF1-2	70.87 (6.72)	$p=0.3404$	72.57(6.78)	$p=0.4854$
IMF1-3	70.74 (5.90)	$p=0.2779$	72.09(6.67)	$p=0.3273$
IMF1-4	70.36 (5.94)	$p=0.1877$	71.57(6.69)	$p=0.2018$
IMF1-5	69.89 (5.71)	$p=0.1007$	71.14(6.71)	$p=0.1295$

[0090] 表1

[0091] 如图4所示,本实施例提出了基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法,首先利用EMD将脑电信号自适应地分解为不同震荡频率的本征模态函数IMF,然后提取本征模态

函数的波形差分、相位差分 and 归一化能量,将提取的多维信息组成特征向量,作为不同情绪脑电信号的表征,通过KNN分类器和SVM分类器,进行情绪脑电信号的分类与识别,大大提高了分类准确率。

[0092] 如图5所示,本发明的方法在公开的情绪数据库DEAP上进行测试,性能优于其他一些算法,包括分形维数、样本熵、小波变换等时频分析方法。

[0093] 以上所示仅是本发明的优选实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

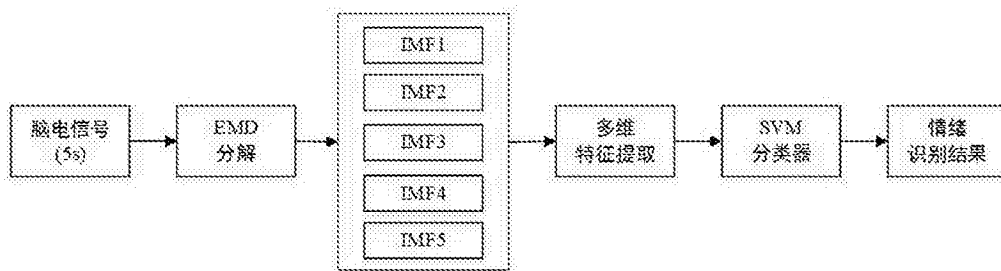


图1

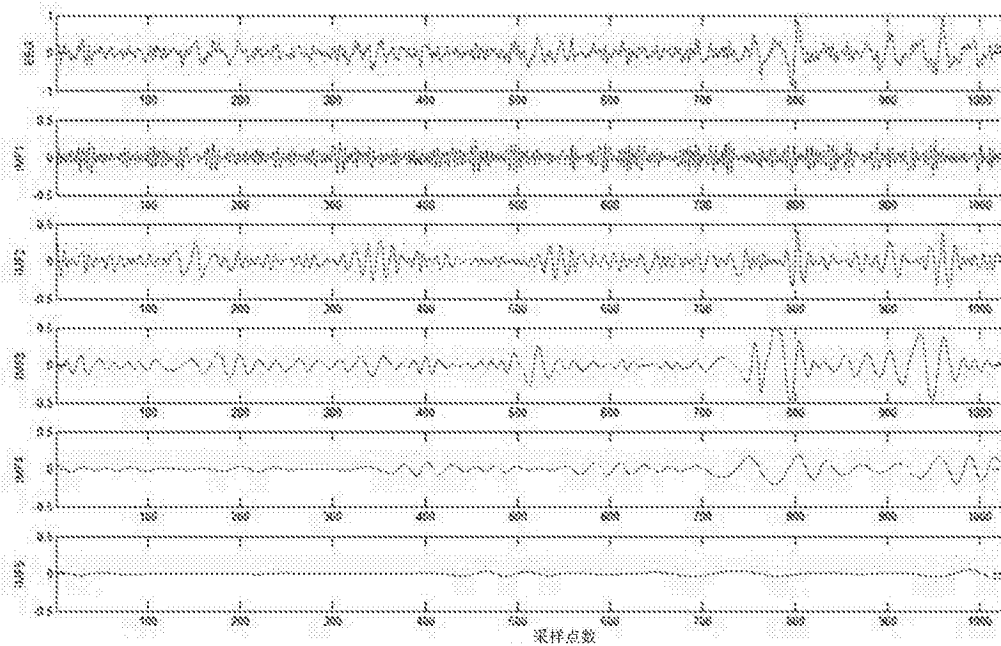


图2

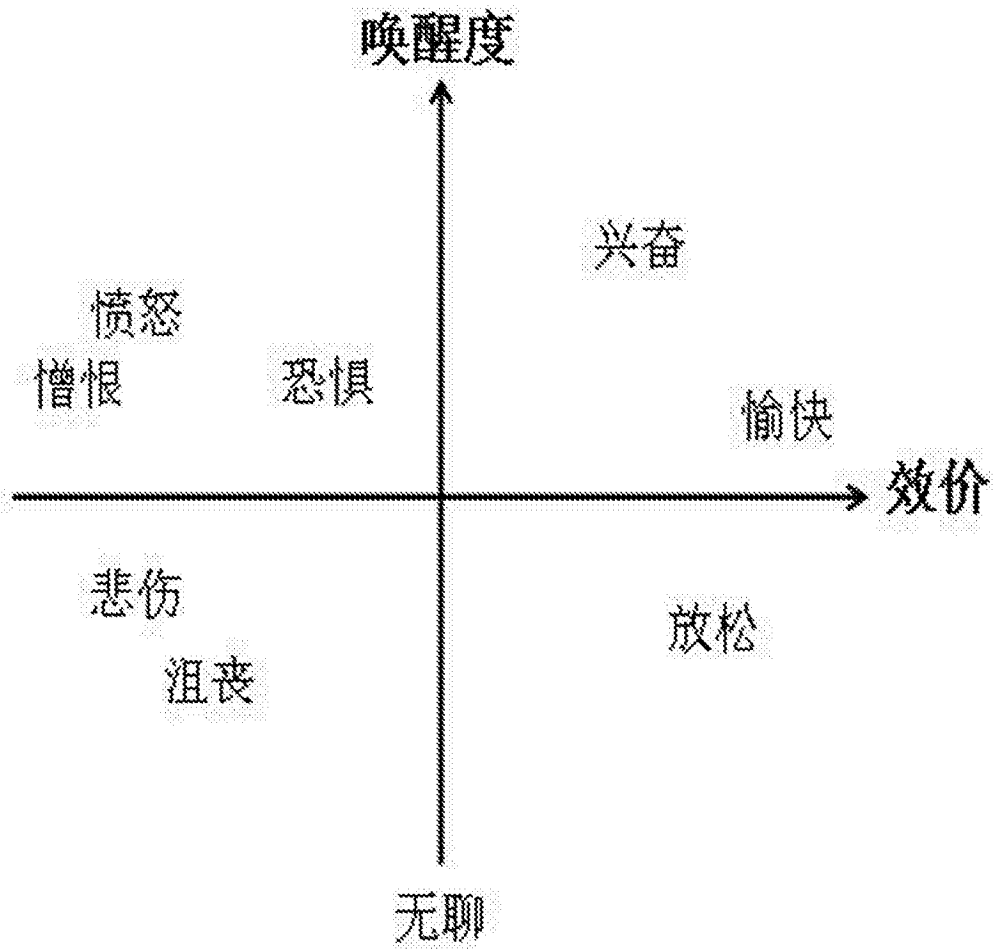


图3

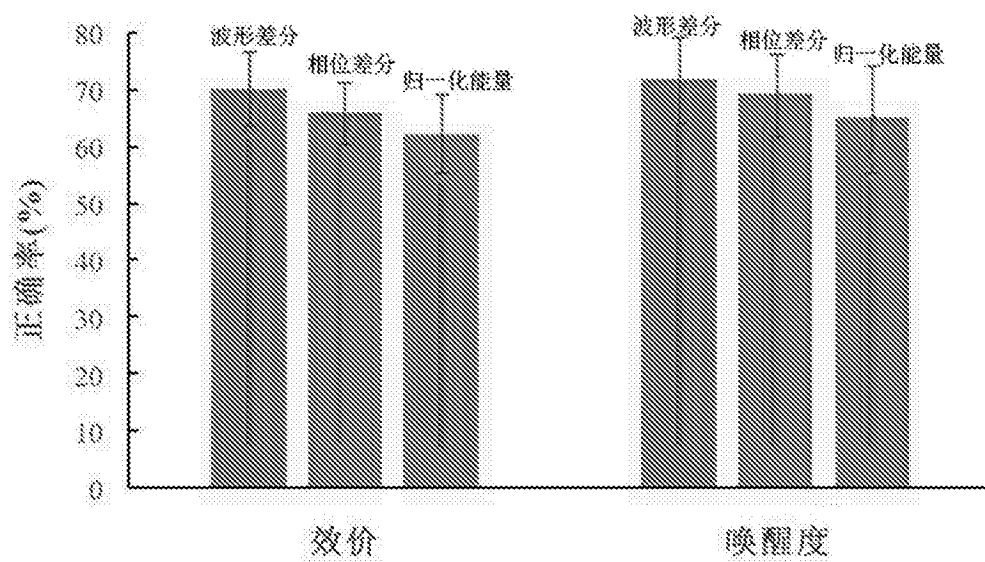


图4

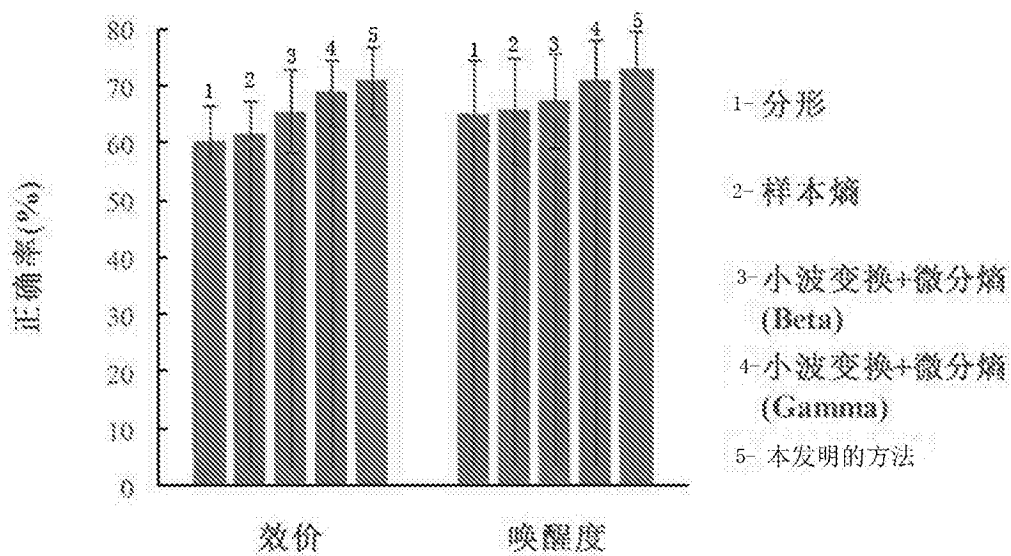


图5

专利名称(译)	一种基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法		
公开(公告)号	CN107361766A	公开(公告)日	2017-11-21
申请号	CN2017110581779.4	申请日	2017-07-17
[标]申请(专利权)人(译)	中国人民解放军信息工程大学		
申请(专利权)人(译)	中国人民解放军信息工程大学		
当前申请(专利权)人(译)	中国人民解放军信息工程大学		
[标]发明人	闫镔 庄宁 曾颖 张弛 童莉		
发明人	闫镔 庄宁 曾颖 张弛 童莉		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/16 A61B5/04 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/04012 A61B5/165 A61B5/7264		
代理人(译)	石丹丹		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及脑电信号处理技术领域，特别是涉及一种基于EMD域多维信息的情绪脑电信号识别方法，首先利用EMD将脑电信号自适应地分解为不同震荡频率的本征模态函数IMF，然后提取本征模态函数的波形差分、相位差分和归一化能量，将提取的多维信息组成特征向量，作为不同情绪脑电信号的表征，通过KNN分类器和SVM分类器，进行情绪脑电信号的分类与识别，大大提高了分类准确率。

