



# (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110367980 A

(43)申请公布日 2019.10.25

(21)申请号 201910618568.2

(22)申请日 2019.07.10

(71)申请人 南京邮电大学

地址 210012 江苏省南京市雨花台区软件大道186号

(72)发明人 徐欣 王雪芹

(74)专利代理机构 南京苏科专利代理有限责任公司 32102

代理人 陈栋智

(51) Int. Cl.

A61B 5/0484(2006.01)

A61B 5/16(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

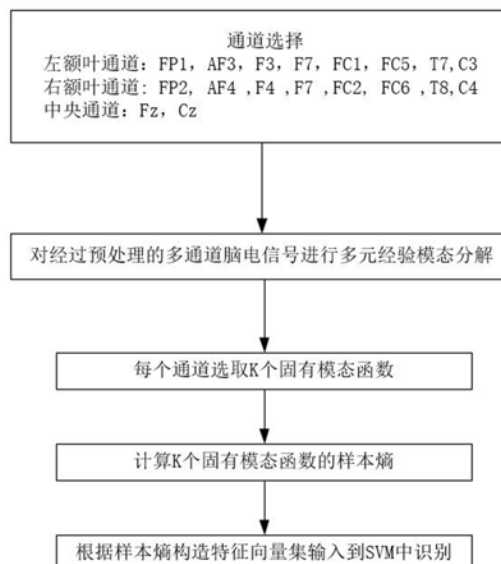
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

## (54)发明名称

基于多元经验模态分解的脑电信号情绪识别方法

## (57)摘要

本发明提出了数字信号处理技术领域内的一种基于多元经验模态分解的脑电信号情绪识别方法,包括以下步骤:步骤1)采集脑电信号,并对脑电信号进行预处理;步骤2)对预处理后的信号进行多元经验模态分解,得到固有模态函数;步骤3)计算固有模态函数的样本熵;步骤4)将提取的样本熵构成特征向量集输入到支持向量机中进行不同情绪的识别,可有效提高分类精度、准确率。



1. 一种基于多元经验模态分解的脑电信号情绪识别方法,其特征在于,包括以下步骤:  
 步骤1) 采集脑电信号,并对脑电信号进行预处理;  
 步骤2) 对预处理后的信号进行多元经验模态分解,得到固有模态函数;  
 步骤3) 计算固有模态函数的样本熵;  
 步骤4) 将提取的特征输入到支持向量机中进行不同情绪的识别。

2. 根据权利要求1所述的基于多元经验模态分解的脑电信号情绪识别方法,其特征在于,步骤1)中预处理包括截取情绪的有效数据,降低采样率,去除基线漂移和眼电伪迹。

3. 根据权利要求2所述的基于多元经验模态分解的脑电信号情绪识别方法,其特征在于,步骤2)中多元经验模态分解包括:设一个n维向量组序列 $\{V(t)\}_{t=1}^T = \{v_1(t), v_2(t), \dots, v_n(t)\}$ ,代表一个n元信号,信号序列长度为T, $X^{\theta_k} = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k\}$ 表示在(n-1)维球面上对应角 $\theta^k = \{\theta_1^k, \theta_2^k, \dots, \theta_{(n-1)}^k\}$ 的方向向量集,如果要在球面空间上建立K个方向向量,那么 $k=1, 2, 3, \dots, K$ ;具体包括以下步骤:

2-1) 采用Hammersley序列采样法,在(n-1)维球面上获得合适的均匀采样点集,即得到n维空间的方向向量;

2-2) 计算输入信号 $v(t)$ 在每个方向向量 $X^{\theta_k}$ 上的映射 $p^{\theta_k}(t)$ ;

2-3) 确定所有方向向量的映射信号 $\{p^{\theta_k}(t)\}_{k=1}^K$ 极值对应的瞬时时刻 $\{t_l^{\theta_k}\}_{k=1}^K$ , $l$ 表示极值点位置, $l \in [1, T]$ ;

2-4) 用多元样条插值函数插值极值点 $[t_l^{\theta_k}, V(t_l^{\theta_k})]$ ,得到K个多元包络 $\{e^{\theta_k}(t)\}_{k=1}^K$ ;

2-5) 对球空间K个方向向量,n元信号均值 $m(t)$ 为: $m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{\theta_k}(t)$ ;

2-6) 通过 $h(t) = v(t) - m(t)$ 提取固有模态函数 $h(t)$ ,如果 $h(t)$ 满足多元IMF判断标准,那么就将 $v(t) - h(t)$ 结果当做第(2)步的输入信号,继续(2)~(6)步迭代计算,提取新的多元IMF分量 $h(t)$ ;否则,将 $h(t)$ 当做第(2)步的输入信号,继续执行(2-2)~(2-6)步迭代;

经过上述步骤后原n元信号 $\{V(t)\}_{t=1}^T = \{v_1(t), v_2(t), \dots, v_n(t)\}$ 被分解为一系列IMF  $\{h_i(t)\}_{i=1}^q$ 和余量 $r(t)$ 的加和形式,如下:

$$V(t) = \sum_{i=1}^q h_i(t) + r(t)$$

式中: $q$ 表示分解出的多元IMF层数, $h(t)$ 为 $\{h_1^1(t), h_1^2(t), \dots, h_1^n(t)\}_{t=1}^T$ , $r(t)$ 为 $\{r^1(t), r^2(t), \dots, r^n(t)\}_{t=1}^T$ 分别对应于n元信号的n组IMF分量和n个余量;多元信号每个通道分解出的IMF个数相同,每层IMF之间频率不同,最先分解出的IMF频率高,而后分解出的IMF频率低,分解的余量频率最低,n元信号每一元变量对应的IMF在n个通道中按频率尺度对齐,形成多元IMF;计算所得到固有模态函数的方差贡献率,取出累计方差贡献率达到预设阈值的前K个固有模态函数。

4. 根据权利要求3所述的基于多元经验模态分解的脑电信号情绪识别方法,其特征在于,步骤3)具体为:每个固有模态函数,假定包含N个数据 $\{u(i), 1 \leq i \leq N\}$ ;基于N个数据 $\{u$

(i),  $1 \leq i \leq N$ , 构造成一组  $m$  维矢量, 从  $X_m(1)$  到  $X_m(N-m+1)$ , 其中:

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

定义任意两个  $m$  维向量之间的距离为:

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

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:

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

其中,  $SD$  是一维离散时间序列的标准差;

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

对于  $m+1$  点矢量, 按以上步骤, 可得:

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

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。

## 基于多元经验模态分解的脑电信号情绪识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种脑电信号研究方法,具体的说是一种基于多元经验模态分解的脑电信号情绪识别方法,属于数字信号处理技术领域。

### 背景技术

[0002] 脑电图 (EEG) 信号记录的大脑中神经元的电位。获取EEG信号的方法通常会使用非侵入法,也就是在头皮上放置电极来获取EEG信号。脑计算机接口 (BCI) 是通过分析EEG信号来控制外部设备或实现某些动作而实现的最流行的应用之一。除了通过使用EEG信号控制智能设备之外,情绪状态的研究也是目前非常受欢迎的研究。

[0003] 情绪是多种感觉,思想和行为综合产生的生理和心理状态。情绪的好坏不同程度上影响着人类的学习,记忆和决策等行为。在日常生活中,情绪无时无刻不在影响着我们的生活。有研究表明,长期负面的情绪会造成工作效率低下,生活没有激情,更有甚者会影响人们的生理机能,降低身体的免疫力。当今社会生活压力如此大的情况下,当发现负面情绪时适当的给与干涉也显得十分有必要。另一方面,如今人工智能的发展非常迅速,在未来世界如何让机器更好的服务人类,这必然要考虑到机器的情绪感知能力。一个没有情绪感知的机器并不能算真正意义上的人工智能。所以对情绪的研究也显得尤为重要。在脑电信号的情感识别过程中,要经历信号预处理、特征提取和分类三个阶段,其中特征提取最为重要。目前有很多情绪识别的研究会采用经验模态分解算法来进行EEG信号的处理。

### 发明内容

[0004] 本发明的目的是提供一种基于多元经验模态分解的脑电信号情绪识别方法,可有效提高分类精度、准确率。

[0005] 本发明的目的是这样实现的:一种基于多元经验模态分解的脑电信号情绪识别方法,包括以下步骤:

[0006] 步骤1) 采集脑电信号,并对脑电信号进行预处理;

[0007] 步骤2) 对预处理后的信号进行多元经验模态分解,得到固有模态函数;

[0008] 步骤3) 计算固有模态函数的样本熵;

[0009] 步骤4) 将提取的特征输入到支持向量机中进行不同情绪的识别。

[0010] 作为本发明的进一步限定,步骤1) 中预处理包括截取情绪的有效数据,降低采样率,去除基线漂移和眼电伪迹。

[0011] 作为本发明的进一步限定,步骤2) 中多元经验模态分解包括:设一个n维向量组序列 $\{V(t)\}_{t=1}^T = \{v_1(t), v_2(t), \dots, v_n(t)\}$ , 代表一个n元信号,信号序列长度为T,  $X^{\theta^k} = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k\}$  表示在(n-1)维球面上对应角 $\theta^k = \{\theta_1^k, \theta_2^k, \dots, \theta_{(n-1)}^k\}$ 的方向向量集,如果要在球面空间上建立K个方向向量,那么 $k=1, 2, 3, \dots, K$ ;具体包括以下步骤:

[0012] 2-1) 采用Hammersley序列采样法,在(n-1)维球面上获得合适的均匀采样点集,即

得到n维空间的方向向量；

[0013] 2-2) 计算输入信号 $v(t)$ 在每个方向向量 $X^{\theta_k}$ 上的映射 $p^{\theta_k}(t)$ ；

[0014] 2-3) 确定所有方向向量的映射信号 $\{p^{\theta_k}(t)\}_{k=1}^K$ 极值对应的瞬时时刻 $\{t_i^{\theta_k}\}_{k=1}^K$ ， $l$ 表示极值点位置， $l \in [1, T]$ ；

[0015] 2-4) 用多元样条插值函数插值极值点 $[t_i^{\theta_k}, V(t_i^{\theta_k})]$ ，得到K个多元包络 $\{e^{\theta_k}(t)\}_{k=1}^K$ ；

[0016] 2-5) 对球空间K个方向向量，n元信号均值 $m(t)$ 为： $m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{\theta_k}(t)$ ；

[0017] 2-6) 通过 $h(t) = v(t) - m(t)$ 提取固有模态函数 $h(t)$ ，如果 $h(t)$ 满足多元IMF判断标准，那么就将 $v(t) - h(t)$ 结果当做第(2)步的输入信号，继续(2)~(6)步迭代计算，提取新的多元IMF分量 $h(t)$ ；否则，将 $h(t)$ 当做第(2)步的输入信号，继续执行(2-2)~(2-6)步迭代；

[0018] 经过上述步骤后原n元信号 $\{V(t)\}_{t=1}^T = \{v_1(t), v_2(t), \dots, v_n(t)\}$ 被分解为一系列IMF  $\{h_i(t)\}_{i=1}^q$ 和余量 $r(t)$ 的加和形式，如下：

$$[0019] \quad V(t) = \sum_{i=1}^q h_i(t) + r(t)$$

[0020] 式中： $q$ 表示分解出的多元IMF层数， $h(t)$ 为 $\{h_i^1(t), h_i^2(t), \dots, h_i^n(t)\}_{t=1}^T$ ， $r(t)$ 为 $\{r^1(t), r^2(t), \dots, r^n(t)\}_{t=1}^T$ 分别对应于n元信号的n组IMF分量和n个余量；多元信号每个通道分解出的IMF个数相同，每层IMF之间频率不同，最先分解出的IMF频率高，而后分解出的IMF频率低，分解的余量频率最低，n元信号每一元变量对应的IMF在n个通道中按频率尺度对齐，形成多元IMF；计算所得到固有模态函数的方差贡献率，取出累计方差贡献率达到预设阈值的前K个固有模态函数。

[0021] 作为本发明的进一步限定，步骤3)具体为：每个固有模态函数，假定包含N个数据 $\{u(i), 1 \leq i \leq N\}$ ；基于N个数据 $\{u(i), 1 \leq i \leq N\}$ ，构造成一组m维矢量，从 $X_m(1)$ 到 $X_m(N-m+1)$ ，其中：

$$[0022] \quad X_m(i) = [u_i, u_{i+1}, u_{i+2}, \dots, u_{i+m-1}] \quad (i=1 \sim N-m+1)$$

[0023] 定义任意两个m维向量之间的距离为：

$$[0024] \quad d[X_m(i), X_m(j)] = \max |u_{i+k} - u_{j+k}|, 0 \leq k \leq m-1; i, j=1 \sim N-m+1, i \neq j$$

[0025] 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：

$$[0026] \quad B_i^m(r) = \frac{d[X_m(i), X_m(j)] < r^* SD \text{的数目}}{N-m}, i, j=1 \sim N-m+1, i \neq j$$

[0027] 其中，SD是一维离散时间序列的标准差；

$$[0028] \quad \text{计算：} B^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r)$$

[0029] 对于 $m+1$ 点矢量，按以上步骤，可得：

$$[0030] \quad B^{m+1}(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^{m+1}(r)$$

[0031] 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。

[0032] 本发明采用以上技术方案与现有技术相比，具有以下技术效果：本发明可同时处理多个通道的非线性和非平稳性的情感脑电信号，而标准EMD算法分析多通道信号时，往往需要分别分析每一个通道信号或者先将多通道信号整合为单通道信号后再分析，忽略了脑电信号的空间特性，不利于各通道间同一频率尺度对比分析；而本发明可以有效避免EMD算法中存在的局限性，并提高了分类精度、准确率及执行速度。

## 附图说明

[0033] 图1为本发明的流程图。

[0034] 图2为本发明中脑电信号的通道导联示意图。

[0035] 图3为本发明中情感状态评估表。

[0036] 图4为本发明中预处理前后脑电信号波形图。

## 具体实施方式

[0037] 下面结合附图对本发明的技术方案做进一步的详细说明：

[0038] 如图1所示，该图为本实验的整体方案，主要有如下几个步骤：

[0039] (1) 采集脑电信号，使用Neuroscan设备采集原始脑电信号；并对脑电信号进行预处理，以减少眼电和肌电的干扰，提高分类识别率。预处理主要包括截取情绪的有效数据，降低采样率，取出基线数据；

[0040] (2) 对预处理后的信号进行多元经验模态分解；

[0041] (3) 计算固有模态函数的样本熵；

[0042] (4) 将提取的特征输入到支持向量机中进行不同情绪的识别。

[0043] 各步骤详细说明如下：

[0044] 步骤一，脑电信号获取

[0045] 各脑区的头皮电极放位置如图2所示，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；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；

[0046] 受试者在视觉刺激下完成情绪诱发任务，记录在不同情绪诱导视频刺激里受试者清醒状态下的脑电信号，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；图4是对采集到的原始脑电信号预处理后的图形；

[0047] 得到预处理过的数据后，根据情绪脑电产生的额叶位置，选择18个通道，左额叶8个，右额叶8个，中央通道两个，进行下一步的数据处理。

[0048] 步骤二，对预处理后的脑电信号进行多元经验模态分解：

[0049] 设一个 $n$ 维向量组序列 $\{V(t)\}_{t=1}^T = \{v_1(t), v_2(t), \dots, v_n(t)\}$ ，代表一个 $n$ 元信号，信号序列长度为 $T$ ， $X^{\theta^k} = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k\}$ 表示在 $(n-1)$ 维球面上对应角 $\theta^k = \{\theta_1^k, \theta_2^k, \dots, \theta_{(n-1)}^k\}$ 的方

向向量集,如果要在球面空间上建立K个方向向量,那么 $k=1,2,3,\dots,K$ ;

[0050] 1) 采用Hammersley序列采样法,在 $(n-1)$ 维球面上获得合适的均匀采样点集,即得到 $n$ 维空间的方向向量;

[0051] 2) 计算输入信号 $v(t)$ 在每个方向向量 $X^{\theta_k}$ 上的映射 $p^{\theta_k}(t)$ ;

[0052] 3) 确定所有方向向量的映射信号 $\{p^{\theta_k}(t)\}_{k=1}^K$ 极值对应的瞬时时刻 $\{t_l^{\theta_k}\}_{k=1}^K$ , $l$ 表示极值点位置, $l \in [1, T]$ ;

[0053] 4) 用多元样条插值函数插值极值点 $[t_l^{\theta_k}, V(t_l^{\theta_k})]$ ,得到 $K$ 个多元包络 $\{e^{\theta_k}(t)\}_{k=1}^K$ ;

[0054] 5) 对球空间 $K$ 个方向向量, $n$ 元信号均值 $m(t)$ 为: $m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{\theta_k}(t)$ ;

[0055] 6) 通过 $h(t) = v(t) - m(t)$ 提取固有模态函数 $h(t)$ ,如果 $h(t)$ 满足多元IMF判断标准,那么就将 $v(t) - h(t)$ 结果当做第(2)步的输入信号,继续(2)~(6)步迭代计算,提取新的多元IMF分量 $h(t)$ ;否则,将 $h(t)$ 当做第(2)步的输入信号,继续执行(2)~(6)步迭代。

[0056] 经过一系列MEMD分解过程,和EMD算法类似,原 $n$ 元信号 $\{V(t)\}_{t=1}^T = \{v_1(t), v_2(t), \dots, v_n(t)\}$ 被分解为一系列IMF $\{h_i(t)\}_{i=1}^q$ 和余量 $r(t)$ 的加和形式,如下:

$$[0057] \quad V(t) = \sum_{i=1}^q h_i(t) + r(t)$$

[0058] 式中: $q$ 表示分解出的多元IMF层数, $h(t)$ 为 $\{h_i^1(t), h_i^2(t), \dots, h_i^n(t)\}_{t=1}^T$ , $r(t)$ 为 $\{r^1(t), r^2(t), \dots, r^n(t)\}_{t=1}^T$ 分别对应于 $n$ 元信号的 $n$ 组IMF分量和 $n$ 个余量。

[0059] 多元信号每个通道分解出的IMF个数相同,每层IMF之间频率不同,最先分解出的IMF频率高,而后分解出的IMF频率低,分解的余量频率最低, $n$ 元信号每一元变量对应的IMF在 $n$ 个通道中按频率尺度对齐,形成多元IMF;计算所得到固有模态函数的方差贡献率,取出累计方差贡献率达到预设阈值的前 $K$ 个固有模态函数。

[0060] 步骤三,计算固有模态函数的样本熵

[0061] 每个固有模态函数,假定包含 $N$ 个数据 $\{u(i), 1 \leq i \leq N\}$ ;基于 $N$ 个数据 $\{u(i), 1 \leq i \leq N\}$ ,构造成一组 $m$ 维矢量,从 $X_m(1)$ 到 $X_m(N-m+1)$ ,其中:

$$[0062] \quad X_m(i) = [u_i, u_{i+1}, u_{i+2}, \dots, u_{i+m-1}] \quad (i=1 \sim N-m+1)$$

[0063] 定义任意两个 $m$ 维向量之间的距离为:

$$[0064] \quad d[X_m(i), X_m(j)] = \max |u_{i+k} - u_{j+k}|, 0 \leq k \leq m-1; i, j=1 \sim N-m+1, i \neq j$$

[0065] 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:

$$[0066] \quad B_i^m(r) = \frac{d[X_m(i), X_m(j)] < r^* SD \text{的数目}}{N-m}, i, j=1 \sim N-m+1, i \neq j$$

[0067] 其中, $SD$ 是一维离散时间序列的标准差;

$$[0068] \quad \text{计算: } B^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r)$$

[0069] 对于 $m+1$ 点矢量,按以上步骤,可得:

$$[0070] \quad B^{m+1}(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^{m+1}(r)$$

[0071] 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： $\text{SampEn}(m, r) = -\ln[B^{m+1}(r)/B^m(r)]$

[0072] 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。

[0073] 本发明实施例的效果分析

[0074] 本发明实施例进行情感识别的数据集是由脑电信号采集设备ESINeuroscan公司的采集平台Scan4.5采集到的；该数据集中包含了30个受试者的64导脑电数据；情感识别实验需要建立一个情感评估模型，而本实验选用的是效价——唤醒二维情感模型，该模型对情感状态的划分是依据不同的觉醒度(Arousal)和愉悦度(Valence)值来判定的，且为了删除所征集的视频短片中认可度低，同时筛选出诱发度及认可度高的短片，该发明借助Bradley和Lang提出的情感状态评估表来完成此目的，评估表如图3示，对于每一个视频片段都设有觉醒度(Arousal)和愉悦度(Valence)两个测度值，它们都有9个不同程度值，愉悦度(Valence)的1号值代表着兴奋程度最低，其9号值代表兴奋程度最高，觉醒度(Arousal)的9号值代表愉悦程度最大值，而1则代表愉悦度最低值。要求对与参与诱发材料筛选的每个实验人员于所有材料的评估结果汇总统计，从中仅保留诱发效果明显且一致性最好的部分刺激素材作为最终实验素材。本实验中，将评分为1-5的划分为低，而5-9的评分划分为高，因此，在该两维度下，样本被划分为4类：高唤醒度高效价(HAHV)，高唤醒度低效价(HALV)，低唤醒度高效价(LAHV)，低唤醒度低效价(LALV)；因此，本发明在此基础上构造了四种二分类任务，如表1所示：

[0075] 表1：二分类任务描述

[0076]

任务	类别
1	HAHV
	HALV
2	HALV
	LALV
3	LALV
	LAHV
4	LAHV
	HAHV

[0077] 本发明实例采用的分类器是支持向量机,训练集与测试集比例是4:1,实验采用了L00交叉验证求取平均值;在表2中给出了样本熵参数组合为 $m=2$ , $r=0.16$ 时在四种分类任务时的准确度结果;而由表2可以看出,具有L00交叉验证方法的支持向量机对于四种分类任务分别产生90.63%,86.17%,88.28%和92.42%的准确率;由此可知,多元经验模态分解算法在情感脑电的识别研究中,对具有非线性、非平稳性、成分复杂的情感脑电数据,能够在避免EMD算法中存在的局限性的同时,依然保证分类识别的精度、准确度和执行速度。

[0078] 表2:四种二分类任务的分类精度

[0079]

任务	分类精度(%)
1	90.63
2	86.17
3	88.28
4	92.42

[0080] 以上所述,仅为本发明中的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉该技术的人在本发明所揭露的技术范围内,可理解想到的变换或替换,都应涵盖在本发明的包含范围之内,因此,本发明的保护范围应该以权利要求书的保护范围为准。

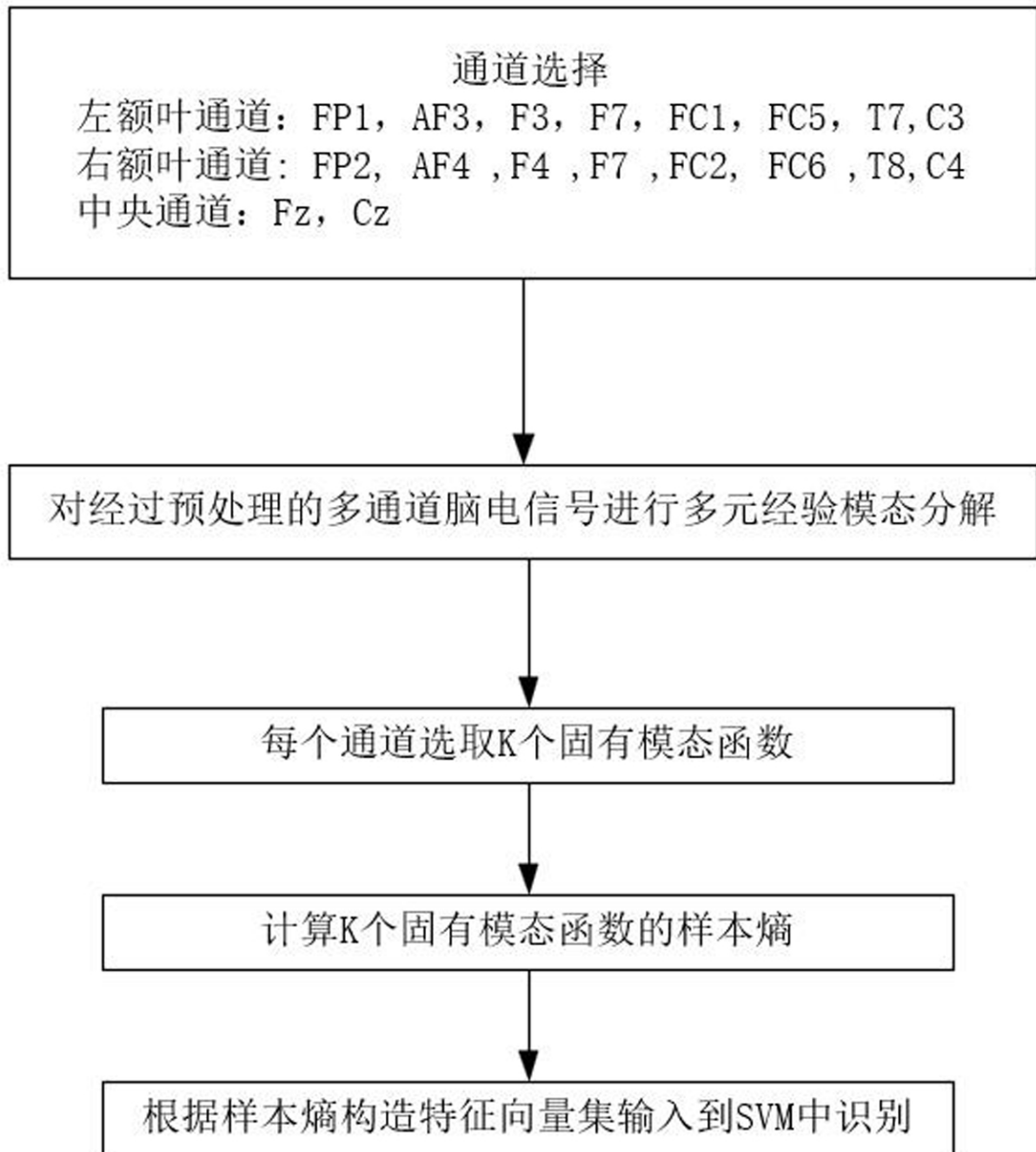


图1

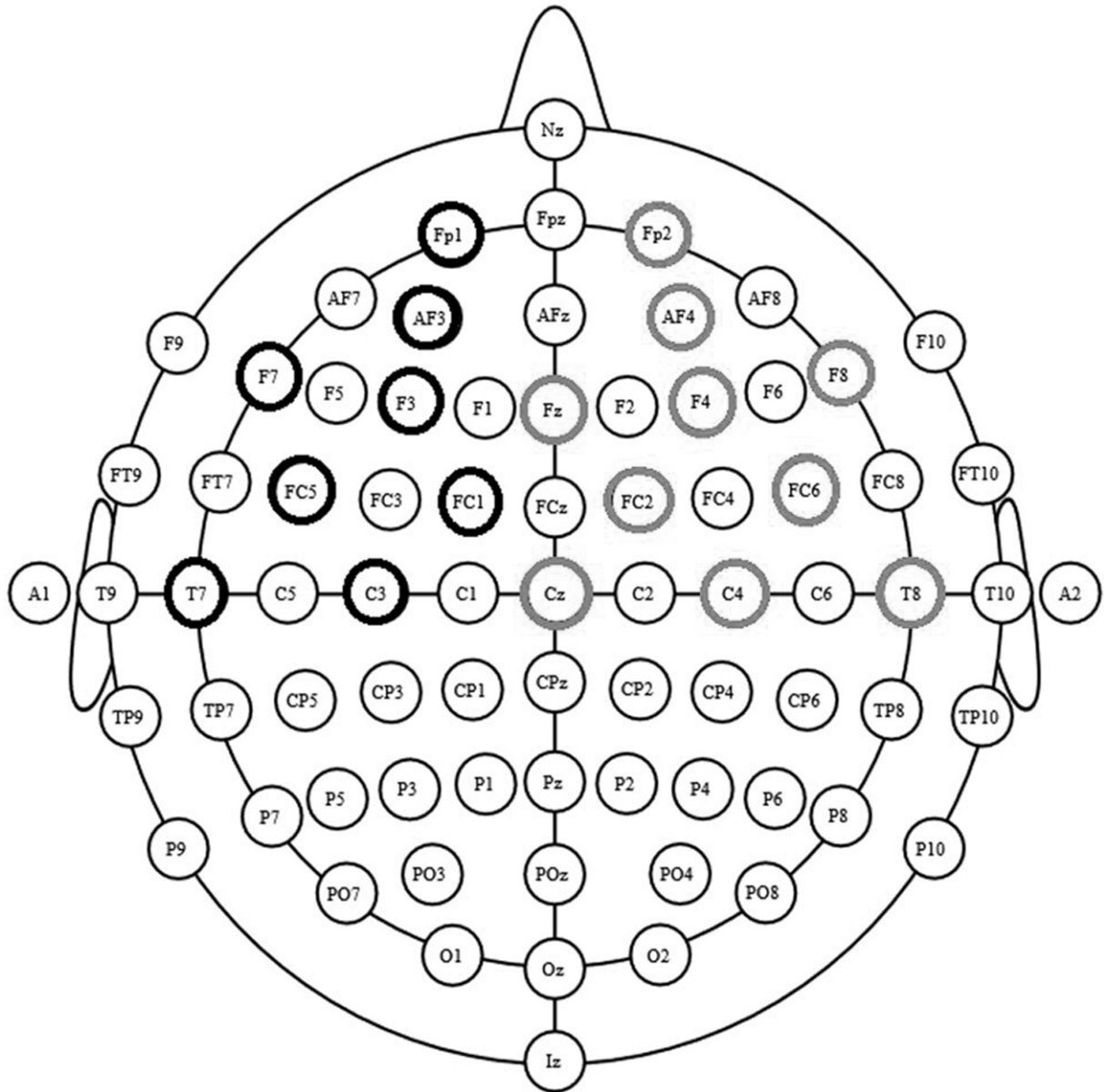


图2

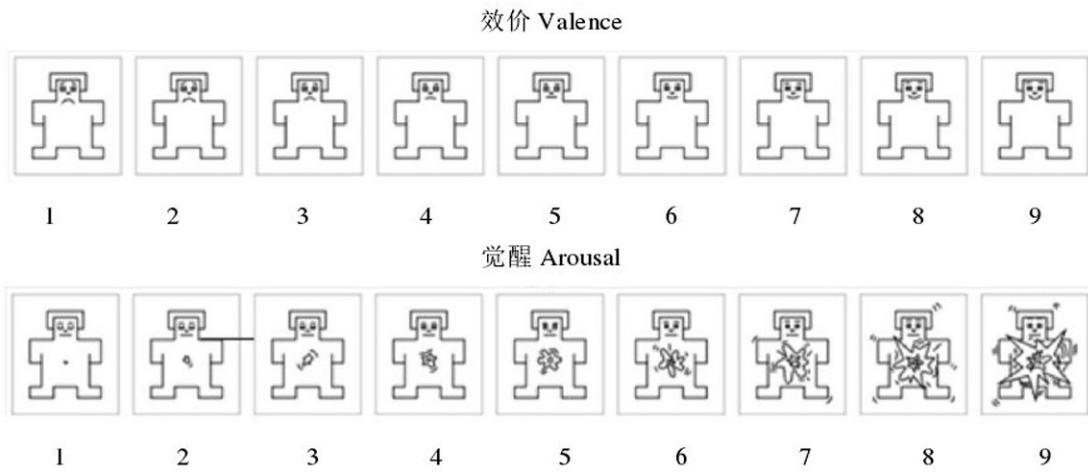


图3

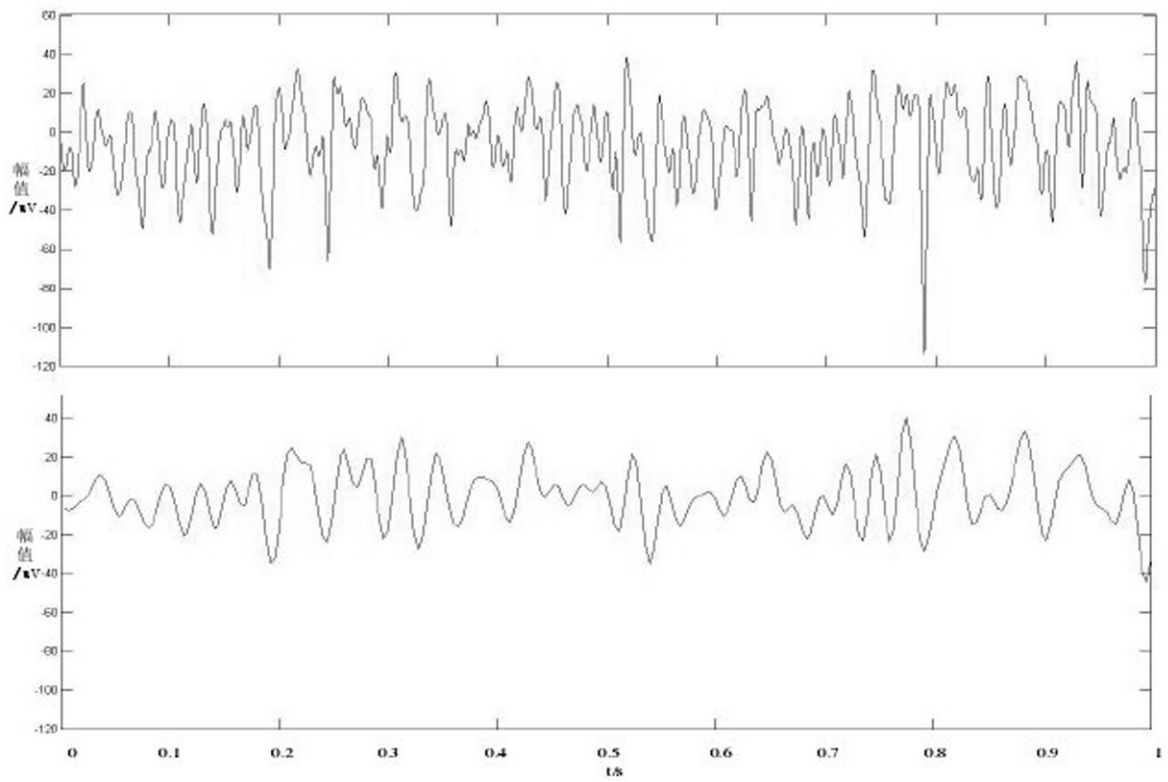


图4

专利名称(译)	基于多元经验模态分解的脑电信号情绪识别方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110367980A</a>	公开(公告)日	2019-10-25
申请号	CN201910618568.2	申请日	2019-07-10
[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 王雪芹		
发明人	徐欣 王雪芹		
IPC分类号	A61B5/0484 A61B5/16 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/04842 A61B5/04845 A61B5/165 A61B5/7203 A61B5/7235 A61B5/7267		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明提出了数字信号处理技术领域内的一种基于多元经验模态分解的脑电信号情绪识别方法，包括以下步骤：步骤1)采集脑电信号，并对脑电信号进行预处理；步骤2)对预处理后的信号进行多元经验模态分解，得到固有模态函数；步骤3)计算固有模态函数的样本熵；步骤4)将提取的样本熵构成特征向量集输入到支持向量机中进行不同情绪的识别，可有效提高分类精度、准确率。

