



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110141211 A

(43)申请公布日 2019.08.20

(21)申请号 201910511474.5

(22)申请日 2019.06.13

(71)申请人 西安交通大学

地址 710049 陕西省西安市碑林区咸宁西路28号

(72)发明人 王刚 颜浓 李金铭 闫相国
张克旭 王畅 陈婷(74)专利代理机构 西安智大知识产权代理事务
所 61215

代理人 弋才富

(51)Int.Cl.

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0484(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

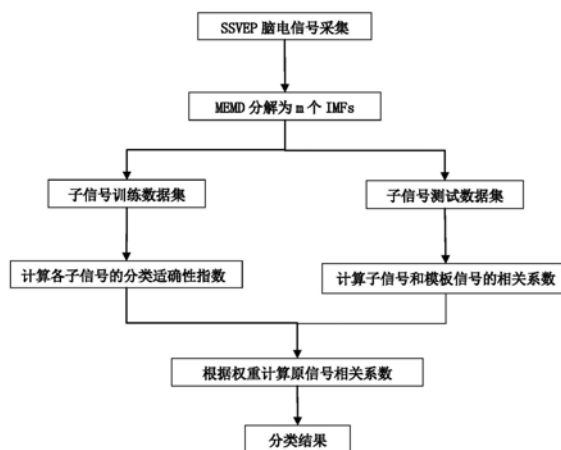
权利要求书4页 说明书9页 附图3页

(54)发明名称

一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法

(57)摘要

一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法,首先将采集到的多导稳态视觉诱发电位(SSVEP)进行多元经验模态分解后,分解为不同频段范围上的若干子信号;然后根据已知分类标签信号的子信号与模板信号间的相关系数,计算子信号所对应的分类正确性指数;而后计算出未知标签信号中子信号与模板信号间的相关系数,通过将分类正确性指数作为子信号相关系数的选择权重,重构原信号与模板信号的相关系数;最后根据原信号与模板信号的重构相关系数对稳态视觉诱发电位(SSVEP)进行分类;本发明在提高稳态视觉诱发电位(SSVEP)信噪比的基础上,实现了对于稳态视觉诱发电位(SSVEP)较高的分类正确率。



1. 一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法,其特征在于,包括以下步骤:

(一)、将稳态视觉诱发电位(SSVEP)通过多元经验模态分解算法分解为若干个子信号,其中若干个子信号分布在不同频段范围内,具体为:采集单个被试者导联数目为 n ,信号长度为 T ,对应刺激频率为 f_k 的稳态视觉诱发电位(SSVEP) $S = \{s_{itk}\}$, $i = 1, 2, \dots, n$, $t = 1, 2, \dots, T$, $k = 1, 2, \dots, K$,对采集的 n 导联稳态视觉诱发电位(SSVEP)进行多元经验模态分解(MEMD),得到频段范围由大到小的 m 个MIMF经验模态分量;

(二)、选取已知类别标签的稳态视觉诱发电位作为训练集信号,分别计算其子信号与模板信号的相关系数;

(三)、对已知类别标签的子信号与模板信号的相关系数进行分类适确性指数的计算,将该指数作为分类过程中的子信号选择权重;

(四)、计算未知类别稳态视觉诱发电位信号与模板信号的重构相关系数,通过分类适确性指数所确定的选择权重,重构相关系数;

(五)、计算脑电信号的类别,根据步骤(四)中所得到的原信号重构相关系数,取其中相关系数最大者作为待分类稳态视觉诱发电位(SSVEP)的分类类别标签。

2. 根据权利要求1所述的一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法,其特征在于,

所述步骤(一)的多元经验模态分解方法的步骤为:

步骤1:设单次稳态视觉诱发电位可表示为 $X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$,其中 n 表示脑电信号的通道数, t 表示采集单次脑电信号的时长,使用Hammersley序列采样法,在 $(n-1)$ 维球面上选择一个合适的点集,产生一组方向向量集 $v^{\theta^k} = \{v_1^{\theta^k}, v_2^{\theta^k}, \dots, v_n^{\theta^k}\}$,其中 $\theta^k = \{\theta_1^k, \theta_2^k, \dots, \theta_{(n-1)}^k\}$ 为对应的方向角;

步骤2:求出原始信号 $X(t)$ 沿每一个方向向量投影得到的投影信号 $p^{\theta^k}(t)$,对于 K 个方向向量,可以得到投影集 $\{p^{\theta^k}(t)\}_{k=1}^K$;

步骤3:找到投影集 $\{p^{\theta^k}(t)\}_{k=1}^K$ 中的各个投影信号的极大值和极小值,令其对应的时间为 $t_i^{\theta^k}$;

步骤4:以 $[t_i^{\theta^k}, X(t_i^{\theta^k})]$ 为插值节点,使用样条插值函数得到 K 个包络 $\{e^{\theta^k}(t)\}_{k=1}^K$;

步骤5:计算 K 个方向上得到的 n 元包络均值 $m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{\theta^k}(t)$;

步骤6:令 $c_i(t) = X(t) - m(t)$,若 $c_i(t)$ 满足MIMF的判定条件,则其为 $X(t)$ 的一个MIMF分量,若不满足,则令 $X(t) = c_i(t)$,继续重复步骤2-6;若找到一个MIMF分量,则令 $X(t) = X(t) - c_i(t)$,重复步骤2-6,继续分解出信号的其他MIMF分量;

步骤6中所述的判定条件为:

$$\frac{M(t)}{e(t)} < \gamma$$

其中, $M(t)$ 为信号均值, $e(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (c^n(t) - M(t))$ 为偏差函数, γ 为阈值, 可以根据信号类型进行设定, 当 $\frac{M(t)}{e(t)}$ 的值小于某个阈值时, 可以判定其为MIMF经验模态分量;

判定残余函数 $r(t)$ 的方法为: 当各个投影信号的极值点个数为2或3时, 信号接近单调, 可以认为信号不再含有MIMF分量, 分解结束, 经过一系列的MEMD分解, 原始信号 $X(t)$ 可以由 m 个MIMF分量和残余函数 $r(t)$ 之和来表示, 即:

$$X(t) = \sum_{i=1}^m MIMF(t) + r(t)。$$

3. 根据权利要求1所述的一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法, 其特征在于,

所述的步骤(二)具体为:

在计算相关系数步骤中选取的模板信号为:

$$Y = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_1 t); \cos(2\pi f_1 t); \\ \sin(2\pi f_2 t); \cos(2\pi f_2 t); \\ \dots \\ \sin(2\pi f_K t); \cos(2\pi f_K t); \end{bmatrix}$$

f_k 为对应视觉刺激的频率, K 表示视觉刺激的数目; t 为稳态视觉诱发数据的采集时长;

其中, 相关系数的计算采用皮尔逊相关系数, 计算公式为:

$$\rho_{i,k,j} = \frac{E(MIMF_{i,m} Y_j)}{\sqrt{E(MIMF_{i,m})} \sqrt{E(Y_j)}}$$

$MIMF_{i,m}$ 为已知标签的稳态视觉诱发信号的子信号, i 表示 i 种类别的稳态视觉诱发信号; m 表示单次稳态视觉诱发信号的第 m 个子信号; Y_j 为第 j 类模板信号。

4. 根据权利要求1所述的一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法, 其特征在于,

所述的步骤(三)具体为:

相关性系数表示为 $\rho_{i,t,m,j}$, i 表示 i 种类别的稳态视觉诱发电位信号; t 表示第 i 类别稳态视觉诱发电位信号的训练集数目 t ; m 表示第 t 次稳态视觉诱发电位信号的第 m 个子信号; j 表示第 j 类模板信号; 在分类确适性指数的计算中, 第 i 类别稳态视觉诱发电位信号的第 t 个训练信号的第 m 个子信号与 K 个模板信号的 K 个相关系数, 定义为第 i 类别稳态视觉诱发电位信号的第 t 个训练稳态视觉诱发电位的第 m 个子信号在分类空间中的 K 维度空间中的坐标; 其中, 计算分类确适性指数的步骤如下:

步骤1: 计算已知类别标签的同类训练信号的子信号在分类空间中的聚类中心坐标;

$$M_{i,k,j} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \rho_{i,t,m,j}$$

其中 t 表示第 i 类别稳态视觉诱发电位信号的训练集数目 t ; 此处的 $M_{i,m,j}$ 中的 j 表示聚类中心坐标的维度, 也表示与第 i 类别稳态视觉诱发电位信号的第 m 个子信号的平均信号计算

相关系数的模板类别；

步骤2:计算所有同类别训练信号的子信号分类空间坐标与聚类中心坐标的平均欧式距离:

$$A_{i,m} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sqrt{\sum_{j=1}^K (M_{i,m,j} - \rho_{i,t,m,j})^2}$$

其中*i*表示*i*种类别的稳态视觉诱发电位信号;*t*表示第*i*类别稳态视觉诱发电位信号的训练集数目*t*; *m*表示第*t*次稳态视觉诱发的第*m*个子信号;*K*表示模板信号总数;*T*表示第*i*类别稳态视觉诱发电位信号训练数据集数目;*A_{i,m}*表示所有第*i*类别训练信号的第*m*个子信号与*K*个模板信号的相关系数与其相关系数聚类中心的差异,该值越小,说明第*i*类别训练信号的第*m*个子信号与模板信号之间的相关性越稳定,表现在分类空间中为同类别的信号聚集性能越明显;

步骤3:计算不同类别训练信号的子信号的聚类中心的欧式距离

$$D_{i,r,k} = \sqrt{\sum_{j=1}^K (M_{i,m,j} - M_{r,m,j})^2}$$

其中*i, r*分别表示两类不同的稳态视觉诱发电位信号,*K*表示模板信号总数,*D_{i,r,m}*表示*i, r*所表示的两类稳态视觉诱发电位信号在同一个*m*子信号的分类空间下聚类中心坐标的欧式距离,该值越大,说明对于*m*子信号的分类空间来说,*i, r*两类信号之间的可区分性越明显;

步骤4:计算两类不同类别训练信号的子信号之间的分类适确性差异;

$$DB_{i,r,m} = \frac{A_{i,m} + A_{j,m}}{D_{i,r,m}}$$

其中*A_{i,m}*, *A_{j,m}*可由步骤(2)得到,分别表示第*i*类和第*j*类训练信号的第*m*个子信号在分类空间上的聚集性能;*D_{i,r,m}*表示第*i*类和第*j*类训练信号在第*m*个子信号的分类空间上的可区别性;由此可得,*DB_{i,r,m}*越小,越能够说明第*i*类信号和第*j*类信号在第*m*个子信号分类空间上具有越明显的特征区别性;

步骤5:计算子信号的分类适确性指数:

$$DBI_{i,k} = \max (DB_{i,r,m})$$

其中,*i*表示第*i*类别信号;*m*表示信号经过多元经验模态分解后的第*m*个子信号,*DBI_{i,m}*表示第*i*类信号在第*m*个子信号分类空间上距离其他类别信号最大的欧式距离:

$$DBI_m = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K DBI_{i,m}$$

其中,*m*表示第*m*个子信号,*K*表示模板信号总数;*DBI_m*表示稳态视觉诱发电位信号在第*m*个子信号空间上的特征区别度;该值越小,说明稳态视觉诱发电位信号在第*m*个子信号空间上的特征区别性越大。

5. 根据权利要求1所述的一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法,其特征在于,

所述的步骤(四)具体步骤如下:

步骤1:根据各子信号的分类适确性指数,确定子信号在相关系数重构过程中的选择权

重 W ,

$$W_m = \frac{1}{DBI_m^2}$$

其中, m 表示多元经验模态分解后的第 k 个子信号; DBI_m 是第 m 个子信号分类空间对 K 种类稳态视觉诱发电位信号的分类确适性指数; W_m 表示在相关系数重构过程中,第 m 个子信号的选择权重;

步骤2:对未知标签的稳态视觉诱发电位信号 X_t 进行多元经验模态分解,得到 m 个子信号 $\{x_m\}$, $m=1,2,\dots,m$,计算 m 个子信号 $\{x_m\}$ 与模板信号间的相关系数;

$$\rho_{m,j} = \frac{E(x_m Y_j)}{\sqrt{E(x_m)} \sqrt{E(Y_j)}}$$

其中, x_m 表示未知标签稳态视觉诱发电位信号的第 m 个子信号, Y_j 表示第 j 个模板信号, $\rho_{m,j}$ 表示这两种信号的相关系数;

步骤3:通过步骤1中所得的选择权重对相关系数进行重构:

$$\rho_j = \sum_{m=1}^M \rho_{m,j} \times W_m$$

其中, ρ_j 表示当前未知标签的稳态视觉诱发电位信号与第 j 个模板信号之间的重构相关系数, M 表示多元经验模态分解出的子信号数目。

6.根据权利要求1所述的一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法,其特征在于,

所述的步骤(五)具体为:

根据重构相关系数 ρ 对未知标签的稳态视觉诱发电位信号进行分类:

$$T = \max(\rho_j)$$

其中,选择重构相关系数 ρ 最大值所对应的频率作为稳态视觉诱发电位信号的分类频率。

一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法

技术领域

[0001] 本发明涉及稳态视觉诱发电位信号(脑电信号)分类技术领域,特别涉及一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法。

背景技术

[0002] 脑机接口是一种新型的人机交互方式,能够通过读取受试者的脑部神经活动信息实现对外部设备的控制。在实际使用中,皮层脑电信号(EEG)以其高时间分辨率和信号提取便捷等优势,被作为脑机接口控制系统中的主要信号来源,其中基于稳态视觉诱发电位信号(SSVEP)、运动想象和P300等事件相关脑电信号的脑机接口更是作为脑机接口的基础模式。在经过不断的探索和研究之后,稳态视觉诱发电位信号(SSVEP)以其高稳定性和高传输速率等优势成为了脑机接口系统中最广泛使用的脑电信号。然而由于大脑的容积传导效应,由受试者采集到的头皮脑电信号包含了各种环境噪声、各类生理信号噪声和运动伪影等,致使头皮脑电信号的信噪比较低,由此导致脑机接口在使用过程中对于事件相关电位脑电信号的特征不易提取的问题。针对稳态视觉诱发电位信号,清华大学提出了典型性相关分析(CCA)的算法用于提升在稳态视觉诱发电位信号(SSVEP)脑机接口实际使用过程中的分类正确率,成为稳态视觉诱发电位信号(SSVEP)脑机接口中关键性的算法。

[0003] 典型性相关分析算法在对稳态视觉诱发电位信号进行特征提取和分类时主要存在以下不足:

[0004] (1) 典型性相关分析算法将稳态视觉诱发电位信号视作单一的脑电信号,在对其进行滤波等预处理操作的过程中会损失有效的特征信息,导致其分类正确率受限。

[0005] (2) 在不少的改进算法中,对于分频带后的稳态视觉诱发电位信号子信号的选择和权重缺乏先验知识,在对子信号进行分解和重构的过程中会加入不少的噪声信号,无法有效实现提升稳态视觉诱发电位信号信噪比的目的。

发明内容

[0006] 为了克服上述现有技术的缺陷,本发明提出了一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法,分类确适性指数由信号自身的分类属性对信号进行选取和权重确定,使得在子信号选择的过程中获取到了理论依据,提升了信号的信噪比,为以稳态视觉诱发电位为代表的生理信号子信号选取提供了理论依据和支持。

[0007] 为了达到上述目的,本发明的技术方案为:

[0008] 一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法,包括以下步骤:

[0009] (一)、将稳态视觉诱发电位(SSVEP)通过多元经验模态分解算法分解为若干个子信号,其中若干个子信号分布在不同频段范围内,具体为:采集单个被试者导联数目为 n ,信号长度为 T ,对应刺激频率为 f_k 的稳态视觉诱发电位(SSVEP) $S = \{s_{itk}\}$, $i=1, 2 \dots n, t=1, 2 \dots T, k=1, 2 \dots K$,对采集的 n 导联稳态视觉诱发电位(SSVEP)进行多元经验模态分解(MEMD),得到频段范围由大到小的 m 个MIMF经验模态分量。

[0010] (二)、选取已知类别标签的稳态视觉诱发电位作为训练集信号,分别计算其子信号与模板信号的相关系数。

[0011] (三)、对已知类别标签的子信号与模板信号的相关系数进行分类适确性指数的计算,将该指数作为分类过程中的子信号选择权重。

[0012] (四)、计算未知类别稳态视觉诱发电位信号与模板信号的重构相关系数,通过分类确适性指数所确定的选择权重,重构相关系数。

[0013] (五)、计算脑电信号的类别,根据步骤(四)中所得到的原信号重构相关系数,取其中相关系数最大者作为待分类稳态视觉诱发电位(SSVEP)的分类类别标签。

[0014] 所述步骤(一)的多元经验模态分解方法的步骤为:

[0015] 步骤1:设单次稳态视觉诱发电位可表示为 $X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$,其中 n 表示脑电信号的通道数, t 表示采集单次脑电信号的时长,使用Hammersley序列采样法,在 $(n-1)$ 维球面上选择一个合适的点集,产生一组方向向量集 $v^{\theta^k} = \{v_1^{\theta^k}, v_2^{\theta^k}, \dots, v_n^{\theta^k}\}$,其中 $\theta^k = \{\theta_1^k, \theta_2^k, \dots, \theta_{(n-1)}^k\}$ 为对应的方向角;

[0016] 步骤2:求出原始信号 $X(t)$ 沿每一个方向向量投影得到的投影信号 $p^{\theta^k}(t)$,对于 K 个方向向量,可以得到投影集 $\{p^{\theta^k}(t)\}_{k=1}^K$;

[0017] 步骤3:找到投影集 $\{p^{\theta^k}(t)\}_{k=1}^K$ 中的各个投影信号的极大值和极小值,令其对应的时间为 $t_i^{\theta^k}$;

[0018] 步骤4:以 $[t_i^{\theta^k}, X(t_i^{\theta^k})]$ 为插值节点,使用样条插值函数得到 K 个包络 $\{e^{\theta^k}(t)\}_{k=1}^K$;

[0019] 步骤5:计算 K 个方向上得到的 n 元包络均值 $m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{\theta^k}(t)$;

[0020] 步骤6:令 $c_i(t) = X(t) - m(t)$,若 $c_i(t)$ 满足MIMF的判定条件,则其为 $X(t)$ 的一个MIMF分量,若不满足,则令 $X(t) = c_i(t)$,继续重复步骤2-6;若找到一个MIMF分量,则令 $X(t) = X(t) - c_i(t)$,重复步骤2-6,继续分解出信号的其他MIMF分量。

[0021] 步骤6中所述的判定条件为:

[0022]
$$\frac{M(t)}{e(t)} < \gamma$$

[0023] 其中, $M(t)$ 为信号均值, $e(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (c^n(t) - M(t))$ 为偏差函数, γ 为阈值,可以根据信号类型进行设定,当 $\frac{M(t)}{e(t)}$ 的值小于某个阈值时,可以判定其为MIMF经验模态分量。

[0024] 判定残余函数 $r(t)$ 的方法为:当各个投影信号的极值点个数为2或3时,信号接近单调,可以认为信号不再含有MIMF分量,分解结束,经过一系列的MEMD分解,原始信号 $X(t)$

可以由m个MIMF分量和残余函数r(t)之和来表示,即:

$$[0025] \quad X(t) = \sum_{i=1}^m MIMF(t) + r(t)$$

[0026] 所述的步骤(二)具体为:

[0027] 在计算相关系数步骤中选取的模板信号为:

$$[0028] \quad Y = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_1 t); \cos(2\pi f_1 t); \\ \sin(2\pi f_2 t); \cos(2\pi f_2 t); \\ \dots \\ \sin(2\pi f_K t); \cos(2\pi f_K t); \end{bmatrix}$$

[0029] f_k 为对应视觉刺激的频率,K表示视觉刺激的数目;t为稳态视觉诱发数据的采集时长;

[0030] 其中,相关系数的计算采用皮尔逊相关系数,计算公式为:

$$[0031] \quad \rho_{i,k,j} = \frac{E(MIMF_{i,m} Y_j)}{\sqrt{E(MIMF_{i,m})} \sqrt{E(Y_j)}}$$

[0032] $MIMF_{i,m}$ 为已知标签的稳态视觉诱发信号的子信号,i表示i种类别的稳态视觉诱发信号;m表示单次稳态视觉诱发信号的第m个子信号; Y_j 为第j类模板信号。

[0033] 所述的步骤(三)具体为:

[0034] 相关性系数表示为 $\rho_{i,t,m,j}$,i表示i种类别的稳态视觉诱发电位信号;t表示第i类别稳态视觉诱发电位信号的训练集数目t;m表示第t次稳态视觉诱发电位信号的第m个子信号;j表示第j类模板信号;在分类确适性指数的计算中,第i类别稳态视觉诱发电位信号的第t个训练信号的第m个子信号与K个模板信号的K个相关系数,定义为第i类别稳态视觉诱发电位信号的第t个训练稳态视觉诱发电位的第m个子信号在分类空间中的K维度空间中的坐标。其中,计算分类确适性指数的步骤如下:

[0035] 步骤1:计算已知类别标签的同类训练信号的子信号在分类空间中的聚类中心坐标:

$$[0036] \quad M_{i,k,j} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \rho_{i,t,m,j}$$

[0037] 其中:t表示第i类别稳态视觉诱发电位信号的训练集数目t;此处的 $M_{i,m,j}$ 中的j表示聚类中心坐标的维度,也表示与第i类别稳态视觉诱发电位信号的第m个子信号的平均信号计算相关系数的模板类别;

[0038] 步骤2:计算所有同类别训练信号的子信号分类空间坐标与聚类中心坐标的平均欧式距离:

$$[0039] \quad A_{i,m} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sqrt{\sum_{j=1}^K (M_{i,m,j} - \rho_{i,t,m,j})^2}$$

[0040] 其中i表示i种类别的稳态视觉诱发电位信号;t表示第i类别稳态视觉诱发电位信号的训练集数目t;m表示第t次稳态视觉诱发的第m个子信号;K表示模板信号总数;T表示第i类别稳态视觉诱发电位信号训练数据集数目; $A_{i,m}$ 表示所有第i类别训练信号的第m个子信号与K个模板信号的相关系数与其相关系数聚类中心的差异,该值越小,说明第i类别训练

信号的第 m 个子信号与模板信号之间的相关性越稳定,表现在分类空间中为同类别的信号聚集性能越明显;

[0041] 步骤3:计算不同类别训练信号的子信号的聚类中心的欧式距离

$$[0042] \quad D_{i,r,k} = \sqrt{\sum_{j=1}^K (M_{i,m,j} - M_{r,m,j})^2}$$

[0043] 其中 i, r 分别表示两类不同的稳态视觉诱发电位信号, K 表示模板信号总数, $D_{i,r,m}$ 表示 i, r 所表示的两类稳态视觉诱发电位信号在同一个 m 子信号的分类空间下聚类中心坐标的欧式距离,该值越大,说明对于 m 子信号的分类空间来说, i, r 两类信号之间的可区分性越明显;

[0044] 步骤4:计算两类不同类别训练信号的子信号之间的分类适确性差异。

$$[0045] \quad DB_{i,r,m} = \frac{A_{i,m} + A_{j,m}}{D_{i,r,m}}$$

[0046] 其中 $A_{i,m}, A_{j,m}$ 可由步骤(2)得到,分别表示第 i 类和第 j 类训练信号的第 m 个子信号在分类空间上的聚集性能; $D_{i,r,m}$ 表示第 i 类和第 j 类训练信号在第 m 个子信号的分类空间上的可区别性。由此可得, $DB_{i,r,m}$ 越小,越能够说明第 i 类信号和第 j 类信号在第 m 个子信号分类空间上具有越明显的特征区别性;

[0047] 步骤5:计算子信号的分类适确性指数:

$$[0048] \quad DBI_{i,k} = \max (DB_{i,r,m})$$

[0049] 其中, i 表示第 i 类别信号; m 表示信号经过多元经验模态分解后的第 m 个子信号, $DBI_{i,m}$ 表示第 i 类信号在第 m 个子信号分类空间上距离其他类别信号最大的欧式距离:

$$[0050] \quad DBI_m = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K DBI_{i,m}$$

[0051] 其中, m 表示第 m 个子信号, K 表示模板信号总数。 DBI_m 表示稳态视觉诱发电位信号在第 m 个子信号空间上的特征区别度。该值越小,说明稳态视觉诱发电位信号在第 m 个子信号空间上的特征区别性越大。

[0052] 所述的步骤(四)具体步骤如下:

[0053] 步骤1:根据各子信号的分类适确性指数,确定子信号在相关系数重构过程中的选择权重 W :

$$[0054] \quad W_m = \frac{1}{DBI_m^2}$$

[0055] 其中, m 表示多元经验模态分解后的第 k 个子信号; DBI_m 是第 m 个子信号分类空间对 K 种类稳态视觉诱发电位信号的分类适确性指数; W_m 表示在相关系数重构过程中,第 m 个子信号的选择权重;

[0056] 步骤2:对未知标签的稳态视觉诱发电位信号 X_t 进行多元经验模态分解,得到 m 个子信号 $\{x_m\}$, $m=1, 2, \dots, m$,计算 m 个子信号 $\{x_m\}$ 与模板信号间的相关系数:

$$[0057] \quad \rho_{m,j} = \frac{E(x_m Y_j)}{\sqrt{E(x_m)} \sqrt{E(Y_j)}}$$

[0058] 其中, x_m 表示未知标签稳态视觉诱发电位信号的第 m 个子信号, Y_j 表示第 j 个模板信

号, $\rho_{m,j}$ 表示这两种信号的相关系数。

[0059] 步骤3:通过步骤1中所得的选择权重对相关系数进行重构:

$$[0060] \quad \rho_j = \sum_{m=1}^M \rho_{m,j} \times W_m$$

[0061] 其中, ρ_j 表示当前未知标签的稳态视觉诱发电位信号与第j个模板信号之间的重构相关系数, M表示多元经验模态分解出的子信号数目。

[0062] 所述的步骤(五)具体为:

[0063] 根据重构相关系数 ρ 对未知标签的稳态视觉诱发电位信号进行分类:

$$[0064] \quad T = \max(\rho_j)$$

[0065] 其中,选择重构相关系数 ρ 最大值所对应的频率作为稳态视觉诱发电位信号的分类频率。

[0066] 本发明的创新点分析及有益效果为:

[0067] 在稳态视觉诱发电位信号的分析中,使用最广泛的算法是典型相关性分析(CCA)。然而典型相关性分析(CCA)忽略了脑电信号本身信噪比低的特点,在计算过程中过多的噪声信号限制了典型性相关分析(CCA)对稳态视觉诱发电位信号的分类正确率。

[0068] 本发明首先根据稳态视觉诱发电位具有信号倍频的特性,通过多元经验模态分解算法将稳态视觉诱发电位信号分解为若干个不同频段上的子信号。由于稳态视觉诱发电位是一类包含倍频的信号,

[0069] 每个子信号均包含与主频段相同的频率特征成分。通过将原始信号分解成为若干个子信号,可以有效地提升分类的效果。然后通过训练信号的子信号计算每个子信号的分类确适性指数。分类确适性指数所表示该子信号特征的聚类性质。聚类性质越强,说明该子信号的特征对分类的效果越明显。在该过程中,通过分类确适性指数选择出适于分类的子信号,并将该指数作为相关系数重构的权重选择。通过分类确适性指数可以有效选择出特征明显、信噪比低的子信号集,再通过将子信号集进行重构,可以有效地降低信号的噪声,提升信号的信噪比。最后一步是通过重构信号的相关系数对稳态视觉诱发电位进行分类。通过本发明能够在降低稳态视觉诱发电位信号噪声、提高信噪比的基础上,有效提升稳态视觉诱发电位信号的分类效果。

附图说明

[0070] 图1为基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位分类方法算法流程图。

[0071] 图2为采集稳态视觉诱发电位的导联位置。

[0072] 图3为经验模态分解后的稳态视觉诱发电位的功率谱。

[0073] 图4为以相关系数为特征的tSNE下的不同频率视觉刺激聚类图。

[0074] 图5为传统CCA算法和本发明算法的正确率对比图。

具体实施方式

[0075] 下面结合实例和附图对本发明一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法进行详细说明。

[0076] 如图1所示,本发明一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法,包括

如下步骤:

[0077] 步骤(一)、采集单个被试者导联数目为 n ,信号长度为 T ,对应刺激频率为 f_k 的稳态视觉诱发电位(SSVEP) $S = \{s_{itk}\}$, $i=1,2,\dots,n$, $t=1,2,\dots,T$, $k=1,2,\dots,K$;对采集的 n 导联稳态视觉诱发电位(SSVEP)进行多元经验模态分解(MEMD),可得到频段范围由大到小的 m 个MIMF经验模态分量;

[0078] 其中,本实例采集的单次数据长度为 $T=5s$;采集的信号导联数目为 $n=9$,9个导联所对应的位置为视觉区的P1,PZ,P2,P03,P0Z,P04,01,0Z,02,具体导联位置如图2所示;受试者在数据采集中所对应的稳态视觉诱发刺激为40个,频率为 $f_k=0.2 \times k+7.8$,其中 $k=1,2,\dots,40$ 。

[0079] 其中,所用到的多元经验模态分解方法的步骤为:

[0080] 设单次稳态视觉诱发电位可表示为

[0081] $X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$,其中 n 表示脑电信号的通道数,

[0082] t 表示采集单次脑电信号的时长。

[0083] 步骤1:使用Hammersley序列采样法,在 $(n-1)$ 维球面上选择一个合适的点集,产生一组方向向量集 $\mathbf{v}^{\theta^k} = \{v_1^{\theta^k}, v_2^{\theta^k}, \dots, v_n^{\theta^k}\}$,其中 $\theta^k = \{\theta_1^k, \theta_2^k, \dots, \theta_{(n-1)}^k\}$ 为对应的方向角;

[0084] 步骤2:求出原始信号 $X(t)$ 沿每一个方向向量投影得到的投影信号 $p^{\theta^k}(t)$,对于 K 个方向向量,可以得到投影集 $\{p^{\theta^k}(t)\}_{k=1}^K$;

[0085] 步骤3:找到投影集 $\{p^{\theta^k}(t)\}_{k=1}^K$ 中的各个投影信号的极大值和极小值,令其对应的时间为 $t_i^{\theta^k}$;

[0086] 步骤4:以 $[t_i^{\theta^k}, X(t_i^{\theta^k})]$ 为插值节点,使用样条插值函数得到 K 个包络 $\{e^{\theta^k}(t)\}_{k=1}^K$;

[0087] 步骤5:计算 K 个方向上得到的 n 元包络均值 $m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{\theta^k}(t)$;

[0088] 步骤6:令 $c_i(t) = X(t) - m(t)$,若 $c_i(t)$ 满足MIMF的判定条件,则其为 $X(t)$ 的一个MIMF分量,若不满足,则令 $X(t) = c_i(t)$,继续重复步骤2-6;若找到一个MIMF分量,则令 $X(t) = X(t) - c_i(t)$,重复步骤2-6,继续分解出信号的其他MIMF分量。

[0089] 步骤6中所述的判定条件为:

[0090]
$$\frac{M(t)}{e(t)} < \gamma$$

[0091] 其中, $M(t)$ 为信号均值, $e(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (c^n(t) - M(t))$ 为偏差函数, γ 为阈

值,可以根据信号类型进行设定,当 $\frac{M(t)}{e(t)}$ 的值小于某个阈值时,可以判定其为MIMF经验模态分量。

[0092] 判定残余函数 $r(t)$ 的方法为:当各个投影信号的极值点个数为2或3时,信号接近单调,可以认为信号不再含有MIMF分量,分解结束。

[0093] 经过一系列的MEMD分解,原始信号 $X(t)$ 可以由 m 个MIMF分量和残余函数 $r(t)$ 之和来表示,即:

$$[0094] \quad X(t) = \sum_{i=1}^m MIMF(t) + r(t)$$

[0095] 根据对多元经验模态分解的子信号功率谱进行分析,在以下步骤中所计算的子信号数目为 $M=6$ 。

[0096] 如图3所示,为单次稳态视觉诱发电位中的0z导联经过多元经验模态分解后各子信号的功率谱。

[0097] 步骤(二)、选取已知类别标签的稳态视觉诱发电位作为训练集信号,分别计算其子信号与模板信号的相关系数。

[0098] 其中,在计算相关系数步骤中选取的模板信号为:

$$[0099] \quad Y = \begin{bmatrix} \sin(2\pi f_1 t); \cos(2\pi f_1 t); \\ \sin(2\pi f_2 t); \cos(2\pi f_2 t); \\ \dots \\ \sin(2\pi f_{40} t); \cos(2\pi f_{40} t); \end{bmatrix}$$

[0100] $f_k = 0.2 \times k + 7.8$,其中 $k=1, 2, \dots, 40$,为对应视觉刺激的频率, t 为稳态视觉诱发数据的采集时长。

[0101] 其中,相关系数的计算采用皮尔逊相关系数,计算公式为:

$$[0102] \quad \rho_{i,k,j} = \frac{E(MIMF_{i,m} Y_j)}{\sqrt{E(MIMF_{i,m})} \sqrt{E(Y_j)}}$$

[0103] $MIMF_{i,m}$ 为已知标签的稳态视觉诱发信号的子信号, $i=1, 2, \dots, 40$,表示 i 种类别的稳态视觉诱发信号; $m=1, 2, \dots, 6$,表示单次稳态视觉诱发信号的第 m 个子信号; Y_j 为第 j 类模板信号, $j=1, 2, \dots, 40$ 。

[0104] 步骤(三)、对已知类别标签的子信号与模板信号的相关系数进行分类适确性指数的计算。

[0105] 其中,相关性系数表示为 $\rho_{i,t,m,j}$, $i=1, 2, \dots, 40$,表示 i 种类别的稳态视觉诱发电位信号; $t=1, 2, \dots, T$,表示第 i 类别稳态视觉诱发电位信号的训练集数目 t ; $m=1, 2, \dots, 6$,表示第 t 次稳态视觉诱发电位信号的第 m 个子信号; $j=1, 2, \dots, 40$,表示第 j 类模板信号。在分类确适性指数的计算中,第 i 类别稳态视觉诱发电位信号的第 t 个训练信号的第 m 个子信号与40个模板信号的40个相关系数,定义为第 i 类别稳态视觉诱发电位信号的第 t 个训练稳态视觉诱发电位的第 m 个子信号在分类空间中的40维度空间中的坐标。

[0106] 其中,计算分类确适性指数的步骤如下:

[0107] (1) 计算已知类别标签的同类训练信号的子信号在分类空间中的聚类中心坐标。

$$[0108] \quad M_{i,m,j} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \rho_{i,t,m,j}$$

[0109] 其中 $t=1, 2, \dots, T$,表示第 i 类别稳态视觉诱发电位信号的训练集数目 t 。此处的 $M_{i,m,j}$ 中的 $j=1, 2, \dots, 40$,表示聚类中心坐标的维度,也表示与第 i 类别稳态视觉诱发电位信

号的第 m 个子信号的平均信号计算相关系数的模板类别。

[0110] (2) 计算所有同类别训练信号的子信号分类空间坐标与聚类中心坐标的平均欧式距离。

$$[0111] \quad A_{i,m} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sqrt{\sum_{j=1}^{40} (M_{i,m,j} - \rho_{i,t,m,j})^2}$$

[0112] 其中 $i=1,2,\dots,40$,表示 i 种类别的稳态视觉诱发电位信号; $t=1,2,\dots,T$,表示第 i 类别稳态视觉诱发电位信号的训练集数目 t ; $m=1,2,\dots,6$,表示第 t 次稳态视觉诱发的第 m 个子信号; $A_{i,m}$ 表示所有第 i 类别训练信号的第 m 个子信号与40个模板信号的相关系数与其相关系数聚类中心的差异,该值越小,说明第 i 类别训练信号的第 m 个子信号与模板信号之间的相关性越稳定,表现在分类空间中为同类别的信号聚集性能越明显。

[0113] (3) 计算不同类别训练信号的子信号的聚类中心的欧式距离。

$$[0114] \quad D_{i,r,m} = \sqrt{\sum_{j=1}^{40} (M_{i,m,j} - M_{r,m,j})^2}$$

[0115] 其中 $i,r=1,2,\dots,40$, i,r 分别表示两类不同的稳态视觉诱发电位信号。 $D_{i,r,m}$ 表示 i,r 所表示的两类稳态视觉诱发电位信号在同一个 m 子信号的分类空间下聚类中心坐标的欧式距离。该值越大,说明对于 m 子信号的分类空间来说, i,r 两类信号之间的可区分性越明显。

[0116] (4) 计算两类不同类别训练信号的子信号之间的分类适确性差异。

$$[0117] \quad DB_{i,r,m} = \frac{A_{i,m} + A_{j,m}}{D_{i,r,m}}$$

[0118] 其中 $A_{i,m}, A_{j,m}$ 可由步骤(2)求得,分别表示第 i 类和第 j 类训练信号的第 m 个子信号在分类空间上的聚集性能。 $D_{i,r,m}$ 表示第 i 类和第 j 类训练信号在第 m 个子信号的分类空间上的可区别性。由此可得, $DB_{i,r,m}$ 越小,越能够说明第 i 类信号和第 j 类信号在第 m 个子信号分类空间上具有越明显的特征区别性。

[0119] (5) 计算子信号的分类适确性指数。

$$[0120] \quad DBI_{i,m} = \max (DB_{i,r,m})$$

[0121] 其中, $i=1,2,\dots,40$,表示第 i 类别信号; $m=1,2,\dots,6$,表示信号经过多元经验模态分解分解后的第 m 个子信号。 $DBI_{i,k}$ 表示第 i 类信号在第 m 个子信号分类空间上距离其他类别信号最大的欧式距离。

$$[0122] \quad DBI_m = \frac{1}{40} \sum_{i=1}^{40} DBI_{i,m}$$

[0123] 其中, $m=1,2,\dots,6$,表示第 m 个子信号。 DBI_m 表示稳态视觉诱发电位信号在第 m 个子信号空间上的特征区别度。该值越小,说明稳态视觉诱发电位信号在第 m 个子信号空间上的特征区别性越大。

[0124] 步骤(四)、计算未知类别稳态视觉诱发电位信号与模板信号的重构相关系数。

[0125] 其中,计算未知类别稳态视觉诱发电位信号与模板信号的重构相关系数步骤如下:

[0126] (1) 通过步骤3中所得的各子信号的分类适确性指数,确定子信号在相关系数重构

过程中的选择权重W。

$$[0127] \quad W_m = \frac{1}{DBI_m^2}$$

[0128] 其中, $m=1, 2, \dots, 30$, 表示多元经验模态分解后的第m个子信号; DBI_m 是第m个子信号分类空间对40种类稳态视觉诱发电位信号的分类确适性指数; W_m 表示在相关系数重构过程中, 第m个子信号的选择权重。

[0129] (2) 通过步骤1对未知标签的稳态视觉诱发电位信号 X_t 进行多元经验模态分解, 可以得到6个子信号 $\{x_m\}$, $m=1, 2, \dots, 6$ 。通过步骤2计算6个子信号 $\{x_k\}$ 与模板信号间的相关系数。

$$[0130] \quad \rho_{m,j} = \frac{E(x_m Y_j)}{\sqrt{E(x_m)} \sqrt{E(Y_j)}}$$

[0131] 其中, x_m 表示未知标签稳态视觉诱发电位信号的第m个子信号, Y_j 表示第j个模板信号, $\rho_{m,j}$ 表示这两种信号的相关系数。

[0132] (3) 通过步骤(1)中所得的选择权重对相关系数进行重构。

$$[0133] \quad \rho_j = \sum_{m=1}^6 \rho_{m,j} \times W_m$$

[0134] 其中, ρ_j 表示当前未知标签的稳态视觉诱发电位信号与第j个模板信号之间的重构相关系数。

[0135] 如图4所示为经过分类确适性指数重构的相关系数在tSNE降维可视化下的聚类分布图, 可以发现信号的特征具有明显的聚类性质。

[0136] 步骤(五)、计算脑电信号的类别。

[0137] 其中, 根据步骤(四)所得的重构相关系数 ρ 对未知标签的稳态视觉诱发电位信号进行分类。

$$[0138] \quad T = \max(\rho_j)$$

[0139] 其中, 选择重构相关系数 ρ 最大值所对应的频率作为稳态视觉诱发电位信号的分类频率。

[0140] 如图5所示为经典算法典型性相关分析与本发明所提算法对稳态视觉诱发电位的分类对比图, 说明了通过本发明能够有效提升稳态视觉诱发电位信号的分类正确率。

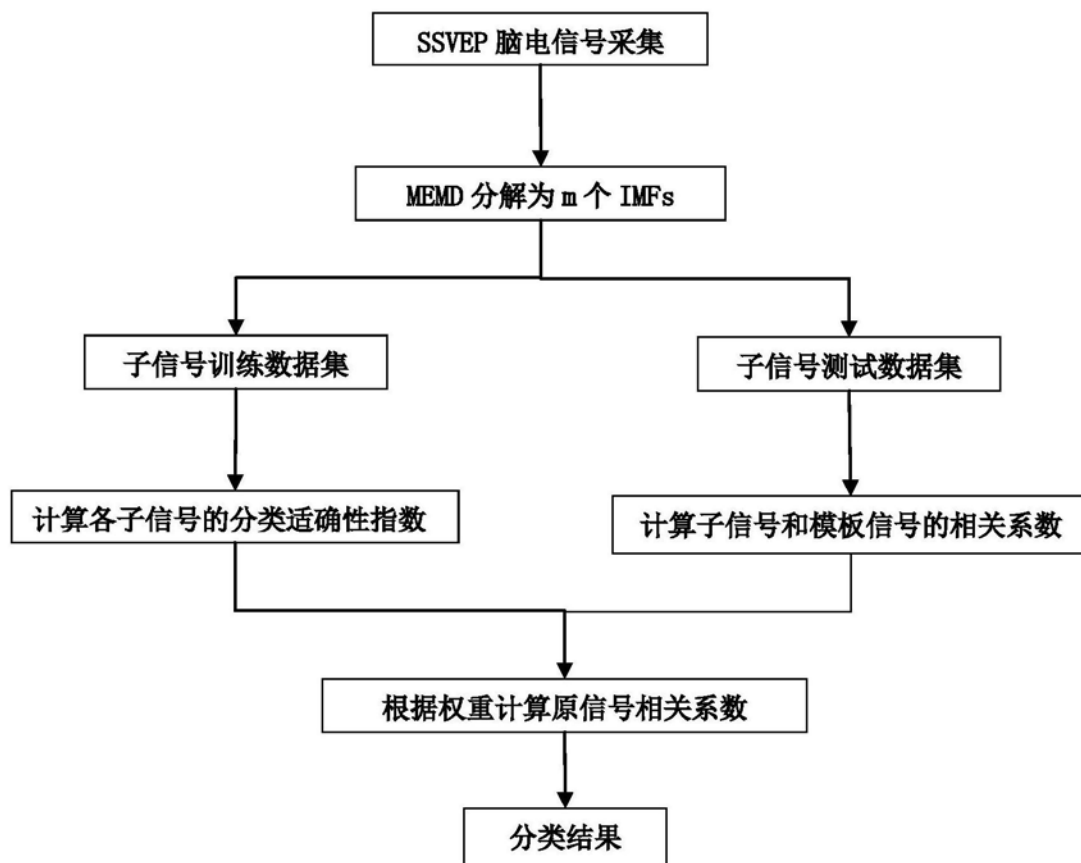


图1

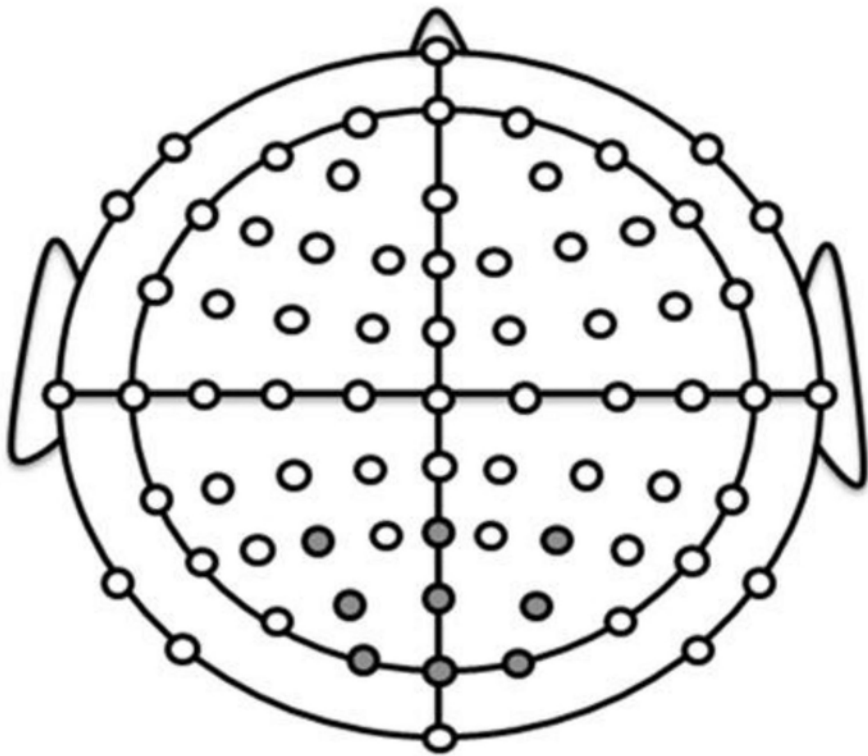


图2

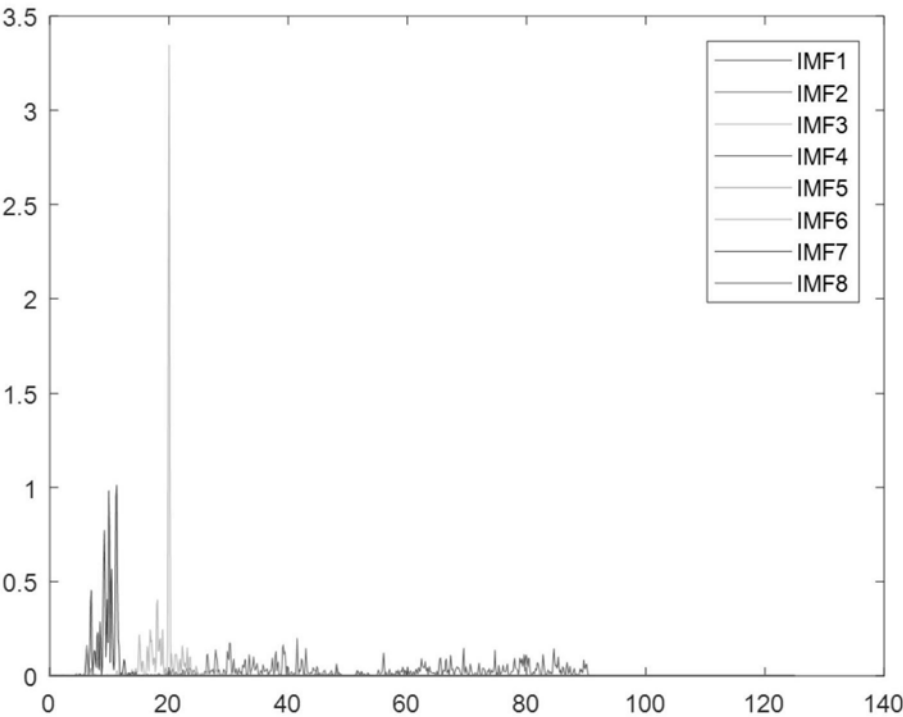


图3

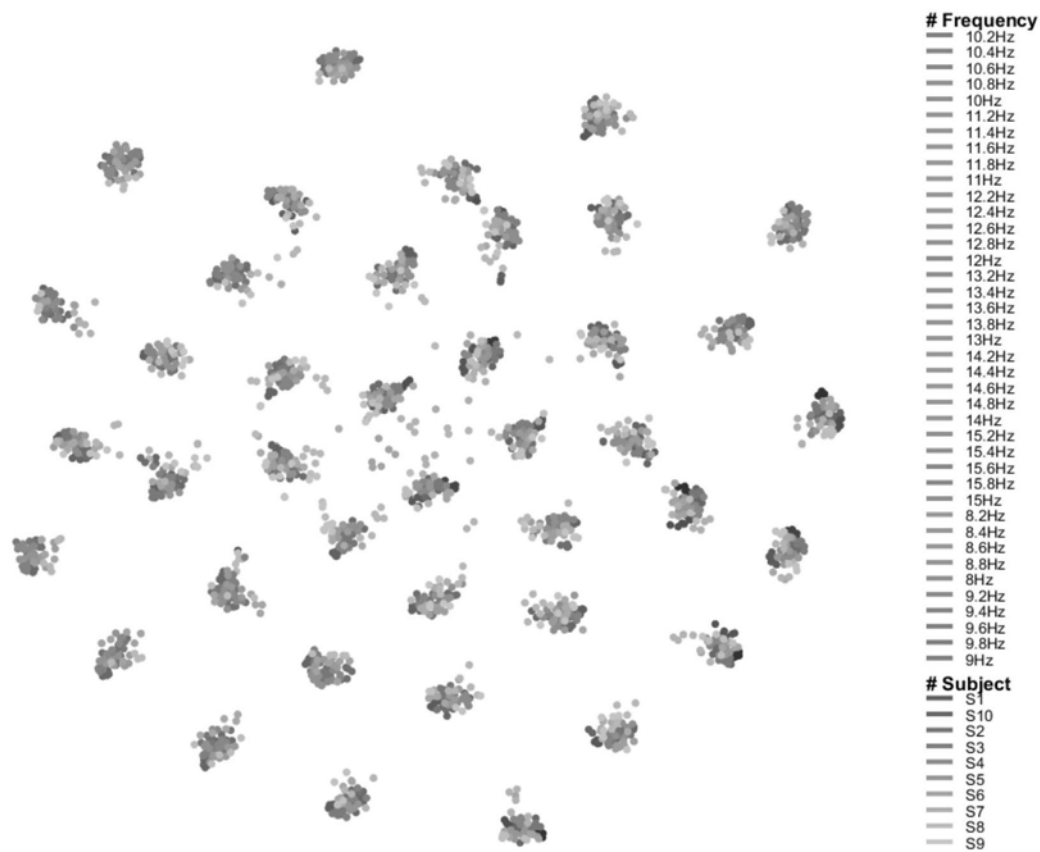


图4

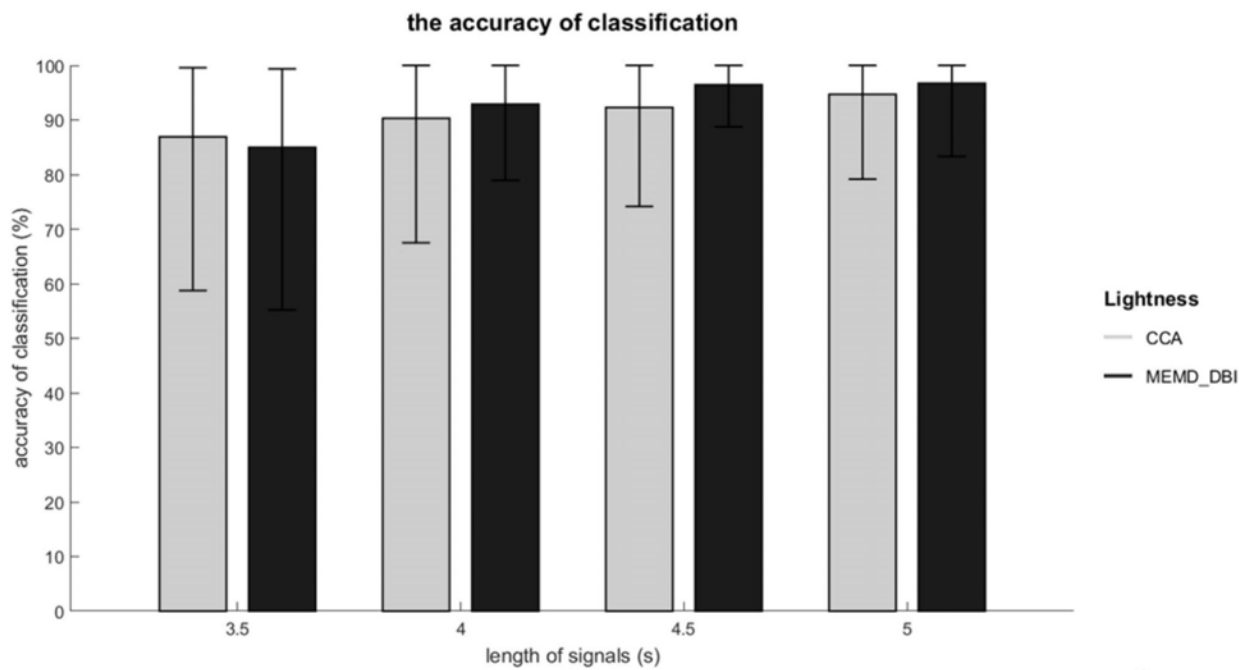


图5

专利名称(译)	一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法		
公开(公告)号	CN110141211A	公开(公告)日	2019-08-20
申请号	CN201910511474.5	申请日	2019-06-13
[标]申请(专利权)人(译)	西安交通大学		
申请(专利权)人(译)	西安交通大学		
当前申请(专利权)人(译)	西安交通大学		
[标]发明人	王刚 颜浓 李金铭 闫相国 张克旭 王畅 陈婷		
发明人	王刚 颜浓 李金铭 闫相国 张克旭 王畅 陈婷		
IPC分类号	A61B5/04 A61B5/0484 A61B5/00 G06K9/62		
CPC分类号	A61B5/04 A61B5/04012 A61B5/04842 A61B5/7267 G06K9/6256 G06K9/6267		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种基于经验模态分解的稳态视觉诱发电位的分类方法，首先将采集到的多导稳态视觉诱发电位(SSVEP)进行多元经验模态分解后，分解为不同频段范围上的若干子信号；然后根据已知分类标签信号子信号与模板信号间的相关系数，计算子信号所对应的分类适确性指数；而后计算出未知标签信号中子信号与模板信号间的相关系数，通过将分类适确性指数作为子信号相关系数的选择权重，重构原信号与模板信号的相关系数；最后根据原信号与模板信号的重构相关系数对稳态视觉诱发电位(SSVEP)进行分类；本发明在提高稳态视觉诱发电位(SSVEP)信噪比的基础上，实现了对于稳态视觉诱发电位(SSVEP)较高的分类正确率。

