



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111012335 A
(43)申请公布日 2020.04.17

(21)申请号 201911194961.X

(22)申请日 2019.11.28

(71)申请人 燕山大学

地址 066004 河北省秦皇岛市海港区河北大街西段438号

(72)发明人 付荣荣 于宝 王世伟

(74)专利代理机构 北京孚睿湾知识产权代理事务所(普通合伙) 11474

代理人 王冬杰

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

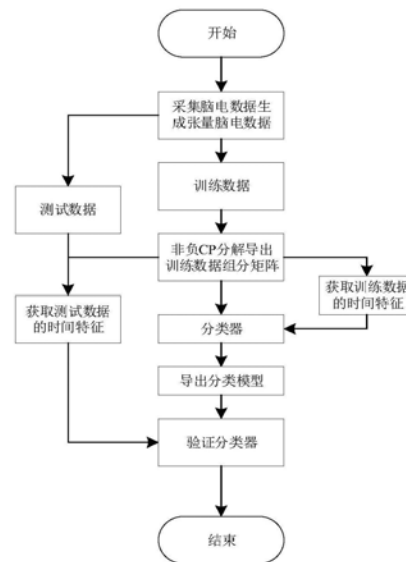
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法

(57)摘要

本发明提供一种基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法,该方法提取了边界规避任务中不同受试者脑电的时间组分特征,利用2-DPCA对特征维度进行优化,并使用支持向量机对特征进行分类,能够反应出受试者不同状态下的脑电的差异,单个受试者的脑电分类准确率高;并且该方法利用脑电各模式间的相互作用,利用通道组分和频率组分获得脑电的时间组分特征,获取的脑电时间组分的特征可分性好,通过对其维度进行优化,可以有效的对边界规避任务中左、右手二类运动的脑电意图进行解码。



1. 一种基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法,其特征在于,该方法包括以下具体步骤:

步骤1、获取脑电数据的频率分量,构建包含通道、频率、时间和试验四个模式的四阶张量数据,将所述四阶张量数据划分为训练集 \mathcal{X}_{train} 和测试集 \mathcal{X}_{test} ,计算训练数据的均值 $\bar{\mathcal{X}}$,将 $\bar{\mathcal{X}}$ 分解得到三个组分矩阵, $\bar{\mathcal{X}}=\mathcal{I} \times_1 A \times_2 B \times_3 C+\mathcal{E}$,其中, $A \in \mathbb{R}^{c \times m}$ 表示通道组分矩阵, $B \in \mathbb{R}^{f \times m}$ 表示频率组分矩阵, $C \in \mathbb{R}^{t \times m}$ 表示表示时间组分矩阵, $\mathcal{I} \in \mathbb{R}^{m \times m \times m}$ 表示单位立方张量, $\mathcal{E} \in \mathbb{R}^{m \times m \times m}$ 表示误差张量,c表示通道数量,f表示脑电数据的频率,t表示时间,m表示单位立方张量 \mathcal{I} 的维度;

步骤2、基于张量各模式的相互作用,利用组分矩阵A和组分矩阵B从 \mathcal{X}_{train} 和 \mathcal{X}_{test} 提取时间组分的特征,表示为:

$$C_{train} = (\mathcal{X}_{train})_{(3)} \left[(B \odot A)^T \right]^\dagger, \quad C_{test} = (\mathcal{X}_{test})_{(3)} \left[(B \odot A)^T \right]^\dagger,$$

式中, \odot 表示矩阵的Khatri-Rao乘积,上标“ \dagger ”表示矩阵的伪逆,下标“3”表示张量的第三个模式, $C_{train} \in \mathbb{R}^{t \times m \times sr}$, $C_{test} \in \mathbb{R}^{t \times m \times se}$,sr表示训练试验的数目,se表示测试试验的数目;

步骤3、采用经典2-DPCA算法对时间组分的特征维度进行优化;

步骤4、利用训练数据训练支持向量机,得到一个分类模型,再用测试数据验证这个模型的性能,得到分类精度。

2. 根据权利要求1所述基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法,其特征在于,所述步骤1中,采用带宽参数为fb=2Hz的复Morlet小波获取脑电的频率分量。

3. 根据权利要求2所述基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法,其特征在于,所述步骤1中,首先将所述脑电数据进行逐次截断,并选用8-13Hz带通滤波器进行滤波,再采用带宽参数为fb=2Hz的所述复Morlet小波获取脑电的频率分量。

4. 根据权利要求1所述基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法,其特征在于,所述步骤1中,采用5折交叉验证来选取所述测试集和训练集,将左、右手二类脑电数据沿着实验模式方向随机划分成5组,分别将每一组数据用作测试集,用 $\mathcal{X}_{test} \in \mathbb{R}^{c \times f \times t \times se}$ 表示,其余组数据用作训练集,用 $\mathcal{X}_{train} \in \mathbb{R}^{c \times f \times t \times sr}$ 表示。

5. 根据权利要求1所述基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法,其特征在于,所述步骤3包括以下具体步骤:

步骤31、计算所述 C_{train} 的协方差矩阵:

$$G_t = \frac{1}{sr} \sum_{j=1}^{sr} \left\{ \left[C_{train,j}^{t \times m} - E(C_{train,j}^{t \times m}) \right]^T \left[C_{train,j}^{t \times m} - E(C_{train,j}^{t \times m}) \right] \right\},$$

计算所述 G_t 的特征值和特征向量,取所述特征向量中特征值累计贡献率为0.97的1个特征向量来构成列方向投影空间 $P \in \mathbb{R}^{m \times l}$,所述 $1 < m$,列方向投影结果为 $F_{train,j} = C_{train,j} P$, $F_{test,j} = C_{test,j} P$;

步骤32、计算 F_{train} 的协方差矩阵：

$$G_t^* = \frac{1}{SR} \sum_{j=1}^{SR} \left\{ \left[F_{\text{train},j}^{t \times l} - E(F_{\text{train},j}^{t \times l}) \right] \left[F_{\text{train},j}^{t \times l} - E(F_{\text{train},j}^{t \times l}) \right]^T \right\};$$

步骤33、求所述 G_t^* 的特征值和特征向量，取所述特征向量中特征值累计贡献率为0.97的d个特征向量来构成行方向投影空间 $V \in \mathbb{R}^{t \times d}$ ，所述 $d < t$ ；

步骤34、得到投影结果为：

$$Q_{\text{train},j} = V^T C_{\text{train},j} P, Q_{\text{test},j} = V^T C_{\text{test},j} P。$$

基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法

技术领域

[0001] 本发明涉及生物信号处理和模式识别领域,具体涉及一种基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法。

背景技术

[0002] 脑电图是通过精密的电子仪器,从头皮上将脑部的自发性生物电位加以放大而记录获得的图形,是通过电极记录下来的脑细胞群的自发性、节律性电活动。对脑部活动的评估具有重要的意义,是研究脑部功能状态、神经疾病诊断和检测的重要临床工具。在脑电的研究中,一个关键的步骤就是从脑电图中有效地提取和识别特定受试者的特征参数。

[0003] 在认知神经康复中,常用“运动想象”疗法来改善中风患者的认知功能障碍,中风患者在运动想象的过程依靠自身的想象激发脑电,脑部损伤的运动功能有可能通过运动想象来激活,并对神经通路进行修复。近年来,研究指出在边界规避任务过程中采集脑电,参与度高,受试者的脑电携带特征更明显。脑电信号特征参数的提取对神经疾病的诊断意义重大,传统的张量判别分析算法在脑-机接口领域应用中,通常侧重于提取单次运动想象脑电的频率分量,构建包含通道、频率和时间模式的三阶张量脑电数据,实现了对包含时间、频率和空间三个模式的脑电数据不同维度优化投影,提高了运动想象意图识别效果,然而这种本质上属于脑电特征的增强,忽略了脑电各模式间的相互作用。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于解决技术问题如何利用脑电张量各模式的相互作用,从边界规避任务中受试者的脑电中提取易被识别的时间组分的特征。

[0005] 为解决上述技术问题,本发明提出一种基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法,该方法基于非负CP分解模型提取受试者脑电的时间组分特征,利用2-DPCA对特征维度进行优化,并使用支持向量机对特征进行分类,能够有效的识别受试者在边界规避任务中的左、右手二类运动的脑电信号。

[0006] 所述方法内容包括以下步骤:

[0007] 步骤1、采用带宽参数为 $f_b=2\text{Hz}$ 的复Morlet小波获取脑电的频率分量,构建包含通道、频率、时间和试验四个模式的四阶张量数据集,将所述数据集划分为训练集 \mathcal{X}_{train} 和测试集 \mathcal{X}_{test} ;

[0008] 计算所述训练集 \mathcal{X}_{train} 的均值 $\bar{\mathcal{X}}$,将 $\bar{\mathcal{X}}$ 分解得到三个组分矩阵, $\bar{\mathcal{X}}=\mathcal{I} \times_1 A \times_2 B \times_3 C + \mathcal{E}$,其中, $A \in \mathbb{R}^{c \times m}$ 表示通道组分矩阵, $B \in \mathbb{R}^{f \times m}$ 表示频率组分矩阵, $C \in \mathbb{R}^{t \times m}$ 表示时间组分矩阵, $\mathcal{I} \in \mathbb{R}^{m \times m \times m}$ 表示单位立方张量, $\mathcal{E} \in \mathbb{R}^{m \times m \times m}$ 表示误差张量,c表示通道数量,f表示频率,t表示时间,m表示单位立方张量 \mathcal{I} 的维度;

[0009] 步骤2、基于张量各模式的相互作用,利用所述组分矩阵A和组分矩阵B从所述 \mathcal{X}_{train}

和所述 \mathcal{X}_{test} 提取时间组分的特征,表示为:

$$[0010] \quad C_{train} = (\mathcal{X}_{train})_{(3)} \left[(B \odot A)^T \right]^\dagger, \quad C_{test} = (\mathcal{X}_{test})_{(3)} \left[(B \odot A)^T \right]^\dagger,$$

[0011] 式中, \odot 表示矩阵的Khattri-Rao乘积,上标“ \dagger ”表示矩阵的伪逆,下标“3”表示张量的第三个模式, $C_{train} \in \mathbb{R}^{t \times m \times sr}$, $C_{test} \in \mathbb{R}^{t \times m \times se}$,其中,t表示时间,m表示单位立方张量 \mathcal{I} 的维度,sr表示训练试验的数目,se表示测试试验的数目;

[0012] 步骤3、采用2-DPCA算法对所述时间组分特征的维度进行优化;

[0013] 步骤4、利用优化后的训练特征去训练支持向量机,得到一个分类模型,再用优化后的测试特征测试这个分类模型的性能,得到分类精度。

[0014] 优选地,所述步骤1中,采用带宽参数为 $f_b=2\text{Hz}$ 的复Morlet小波获取脑电的频率分量。

[0015] 优选地,所述步骤1中,首先将所述脑电数据进行逐次截断,并选用8-13Hz带通滤波器进行滤波,再采用带宽参数为 $f_b=2\text{Hz}$ 的所述复Morlet小波获取脑电的频率分量。

[0016] 优选地,所述步骤1中,采用5折交叉验证来选取所述测试集和训练集,将左、右手二类脑电数据沿着实验模式方向随机划分成5组,分别将每一组数据用作测试集,用 $\mathcal{X}_{test} \in \mathbb{R}^{c \times f \times t \times se}$ 表示,其余组数据用作训练集,用 $\mathcal{X}_{train} \in \mathbb{R}^{c \times f \times t \times sr}$ 表示。

[0017] 优选地,所述步骤3包括以下具体步骤:

[0018] 步骤31、计算所述 C_{train} 的协方差矩阵:

$$[0019] \quad G_t = \frac{1}{sr} \sum_{j=1}^{sr} \left\{ \left[C_{train,j}^{t \times m} - E(C_{train}) \right] \left[C_{train,j}^{t \times m} - E(C_{train}) \right]^T \right\},$$

计算所述 G_t 的特征值和特征向量,取所述特征向量中特征值累计贡献率为0.97的 l ($1 < l < m$) 个特征向量来构成列方向投影空间 $P \in \mathbb{R}^{m \times l}$,列方向投影结果为 $F_{train,j} = C_{train,j} P$, $F_{test,j} = C_{test,j} P$;

[0020] 式中, G_t 是 C_{train} 中样本协方差矩阵的均值, $E(C_{train}) = \frac{1}{sr} \sum_{j=1}^{sr} C_{train,j}^{t \times m}$ 为 C_{train} 中样本

的均值,sr表示训练试验的数目,t表示时间,m表示单位立方张量 \mathcal{I} 的维度;

[0021] 步骤32、计算 F_{train} 的协方差矩阵:

$$[0022] \quad G_t^* = \frac{1}{sr} \sum_{j=1}^{sr} \left\{ \left[F_{train,j}^{t \times l} - E(F_{train}) \right] \left[F_{train,j}^{t \times l} - E(F_{train}) \right]^T \right\};$$

[0023] 式中, G_t^* 是 F_{train} 中样本协方差矩阵的均值, $E(F_{train}) = \frac{1}{sr} \sum_{j=1}^{sr} F_{train,j}^{t \times l}$ 为 F_{train} 中样本

的均值,sr表示训练试验的数目,t表示时间,m表示单位立方张量 \mathcal{I} 的维度;

[0024] 步骤33、求所述 G_t^* 的特征值和特征向量,取所述特征向量中特征值累计贡献率为0.97的 d ($d < t$) 个特征向量来构成行方向投影空间 $V \in \mathbb{R}^{t \times d}$;

[0025] 步骤34、得到投影结果为:

[0026] $Q_{train,j}=V^T C_{train,j} P, Q_{test,j}=V^T C_{test,j} P;$

[0027] 式中, V 是行方向的投影空间, P 是列方向的投影空间, $C_{train,j}$ 是单个的时间组分特征, $Q_{train,j}$ 是优化后的特征, 上标 T 表示矩阵的转置。

[0028] 与现有技术相比, 本发明具有以下有益效果:

[0029] 根据本发明提取边界规避任务中不同受试者脑电的时间组分特征, 利用2-DPCA对特征维度进行优化, 并使用支持向量机进行分类, 能够反应出受试者不同状态下的脑电的差异, 单个受试者的脑电分类准确率高。基于非负CP分解模型利用脑电各模式间的相互作用, 利用通道组分和频率组分获得脑电的时间组分特征; 获取的脑电时间组分的特征可分性好, 通过对其维度进行优化, 可以有效的对边界规避任务中左、右手二类运动的脑电意图进行解码。

附图说明

[0030] 图1是本发明的一个实施方式的总体的流程图; 以及

[0031] 图2是不同受试者的ROC曲线图和交叉验证箱线图。

具体实施方式

[0032] 以下, 参照附图对本发明的实施方式进行说明。

[0033] 本发明的一种基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法, 其总体的流程图如图1所示, 该方法内容包括以下步骤:

[0034] 步骤1、将脑电数据进行逐次截断, 并选用8-13Hz带通滤波器进行滤波、采用带宽参数为 $f_b=2\text{Hz}$ 的复Morlet小波获取脑电的频率分量, 构建四阶张量数据 $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{c \times f \times t \times s}$, 其中, c 表示通道, f 表示频率, t 表示时间, s 表示实验, 本实施例中 s 为120, 包含左、右手运动脑电数据各60个;

[0035] 采用5折交叉验证来选取测试集和训练集, 将左、右手二类脑电数据沿着实验模式方向随机划分成5组, 分别将每一组数据用作测试集, 用 $\mathcal{X}_{test} \in \mathbb{R}^{c \times f \times t \times s_{se}}$ 表示, 其余组数据用作训练集, 用 $\mathcal{X}_{train} \in \mathbb{R}^{c \times f \times t \times s_r}$ 表示。首先计算训练数据的均值 $\bar{\mathcal{X}}$, 然后将 $\bar{\mathcal{X}}$ 表示为张量与矩阵的乘积: $\bar{\mathcal{X}} = \mathcal{I} \times_1 A \times_2 B \times_3 C + \mathcal{E}$, 得到三个组分矩阵。其中, $A \in \mathbb{R}^{c \times m}$ 表示通道组分矩阵, $B \in \mathbb{R}^{f \times m}$ 表示频率组分矩阵, $C \in \mathbb{R}^{t \times m}$ 表示时间组分矩阵, $\mathcal{I} \in \mathbb{R}^{m \times m \times m}$ 表示单位立方张量, $\mathcal{E} \in \mathbb{R}^{m \times m \times m}$ 表示误差张量, c 表示通道, f 表示频率, t 表示时间, m 表示单位立方张量的维度;

[0036] 步骤2、基于脑电各模式的相互作用, 利用组分矩阵 A 和组分矩阵 B 从 \mathcal{X}_{train} 和 \mathcal{X}_{test} 提取时间组分的特征, 表示为:

$$[0037] \quad C_{train} = (\mathcal{X}_{train})_{(3)} \left[(B \odot A)^T \right]^\dagger, \quad C_{test} = (\mathcal{X}_{test})_{(3)} \left[(B \odot A)^T \right]^\dagger,$$

[0038] 式中, \odot 表示矩阵的Khatri-Rao乘积, 上标“ \dagger ”表示矩阵的伪逆, 下标“3”表示张量的第三个模式, $C_{train} \in \mathbb{R}^{t \times m \times s_r}$, $C_{test} \in \mathbb{R}^{t \times m \times s_{se}}$, 其中, t 表示时间, m 表示单位立方张量

\mathcal{I} 的维度, sr表示训练试验的数目, se表示测试试验的数目;

[0039] 步骤3、采用2-DPCA算法对时间组分的特征的维度进行优化,包括以下具体步骤:

[0040] 步骤31、计算 C_{train} 的协方差矩阵:

[0041]
$$G_t = \frac{1}{sr} \sum_{j=1}^{sr} \left\{ \left[C_{\text{train},j}^{t \times m} - E(C_{\text{train},j}^{t \times m}) \right] \left[C_{\text{train},j}^{t \times m} - E(C_{\text{train},j}^{t \times m}) \right]^T \right\}$$
, 计算 G_t 的特征值和特征向量,取特征向量中特征值累计贡献率为0.97的 l ($1 < l < m$) 个特征向量来构成列方向投影空间 $P \in \mathbb{R}^{m \times l}$, 列方向投影结果为 $F_{\text{train},j} = C_{\text{train},j}P$, $F_{\text{test},j} = C_{\text{test},j}P$;

[0042] 式中, G_t 是 C_{train} 中样本协方差矩阵的均值, $E(C_{\text{train}}) = \frac{1}{sr} \sum_{j=1}^{sr} C_{\text{train},j}^{t \times m}$ 为 C_{train} 中样本的均值, sr表示训练试验的数目, t表示时间, m表示单位立方张量 \mathcal{I} 的维度;

[0043] 步骤32、计算 F_{train} 的协方差矩阵:

[0044]
$$G_t^* = \frac{1}{sr} \sum_{j=1}^{sr} \left\{ \left[F_{\text{train},j}^{t \times l} - E(F_{\text{train},j}^{t \times l}) \right] \left[F_{\text{train},j}^{t \times l} - E(F_{\text{train},j}^{t \times l}) \right]^T \right\};$$

[0045] 式中, G_t^* 是 F_{train} 中样本协方差矩阵的均值, $E(F_{\text{train}}) = \frac{1}{sr} \sum_{j=1}^{sr} F_{\text{train},j}^{t \times l}$ 为 F_{train} 中样本的均值, sr表示训练试验的数目, t表示时间, m表示单位立方张量 \mathcal{I} 的维度;

[0046] 步骤33、求 G_t^* 的特征值和特征向量,取特征向量中特征值累计贡献率为0.97的 d ($d < t$) 个特征向量来构成行方向投影空间 $V \in \mathbb{R}^{t \times d}$;

[0047] 步骤34、得到投影结果表示为:

[0048] $Q_{\text{train},j} = V^T C_{\text{train},j}P$, $Q_{\text{test},j} = V^T C_{\text{test},j}P$;

[0049] 式中, V 是行方向的投影空间, P 是列方向的投影空间, $C_{\text{train},j}$ 是单个的时间组分特征, $Q_{\text{train},j}$ 和 $Q_{\text{test},j}$ 分别是优化后的训练数据和测试数据的特征, 上标“T”表示矩阵的转置。

[0050] 步骤4、利用训练数据 Q_{train} 训练支持向量机, 得到一个分类模型, 用测试数据 Q_{test} 验证这个模型的性能, 得到分类精度。利用本发明对边界规避任务中10名受试者的左、右手二类运动脑电特征进行提取与识别, 单个受试者的脑电分类准确率达90%以上, 10名受试者的脑电平均识别准确率达到95.42%。

[0051] 本实施例采用ROC曲线来评价分类的准确率。ROC曲线是以假阳性率 (false positive rate, FPR) 为横坐标、真阳性率 (true positive rate, TPR) 为纵坐标绘制的曲线。ROC曲线都应该处于 (0, 0) 和 (1, 1) 连线的上方, ROC曲线下方面积 (area under curve) 记为AUC, 取值范围 [0, 1], AUC的值越大, 分类准确率越高。图2给出了S1~S10受试者的ROC曲线图及5折交叉验证箱线图, 从图中看到S1~S10受试者的ROC曲线下方面积均较大, 在0.95以上, 说明分类有较好的准确率。每个受试者的AUC取值的中位数较高, 极差小, 说明识别效果较好。本实施例比较了不同分类器的分类效果, 如表1所示, 结果表明采用SVM分类器对脑电数据的分类效果更好。采用秩和校验来验证SVM分类器的分类效果, 对于每个受试者的脑电数据, SVM分类结果存在一行向量判别分数 (score), 通过类别标签可以把score分为两组, 会得到两组行向量, 每组代表一类, 通过秩和校验两组数据是否来自同一分布, 在统

计学上认为这两组数据有95%的可能性来自不同的分布,即有区分度(有95%的把握认为分类结果是有效的)。

[0052] 表1不同分类方法的准确率

方法	分类准确率 (%)									
	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10
SVM	96.6	95.8	94.2	98.3	97.5	99.2	95.8	96.7	90.8	90.1
[0053] Complex tree	94.9	91.7	94.2	94.2	93.3	96.6	95.8	93.3	87.5	84.2
Linear Discriminant	94.9	91.7	93.3	96.7	94.2	98.3	95.8	95.8	88.3	91.7
Logistic Regression	95.8	92.5	94.2	95.8	95.0	96.6	95.0	95.0	90.8	91.7
KNN	92.4	90.0	93.3	93.3	94.2	98.3	94.2	89.2	78.3	83.3

[0054] 以上所述的实施例仅是对本发明的优选实施方式进行描述,并非对本发明的范围进行限定,在不脱离本发明设计精神的前提下,本领域普通技术人员对本发明的技术方案做出的各种变形和改进,均应落入本发明权利要求书确定的保护范围内。

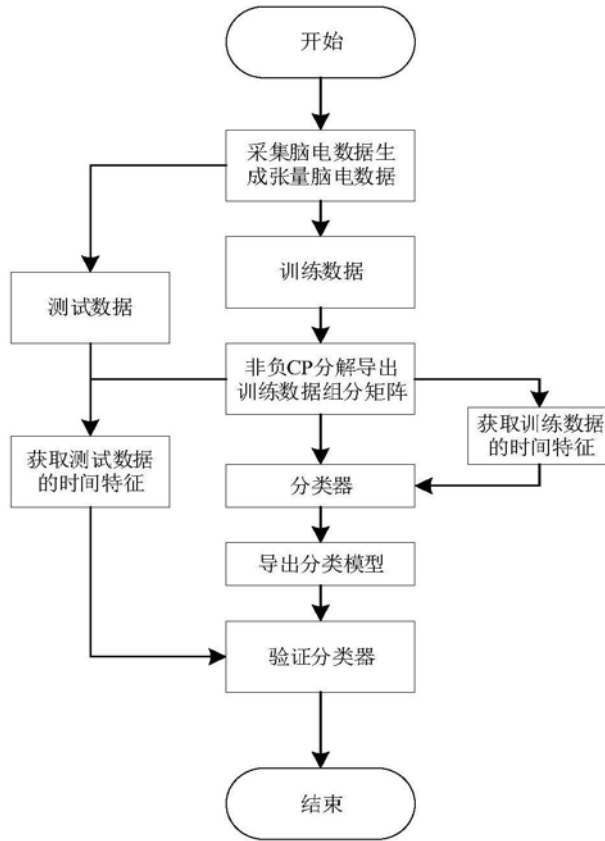


图1

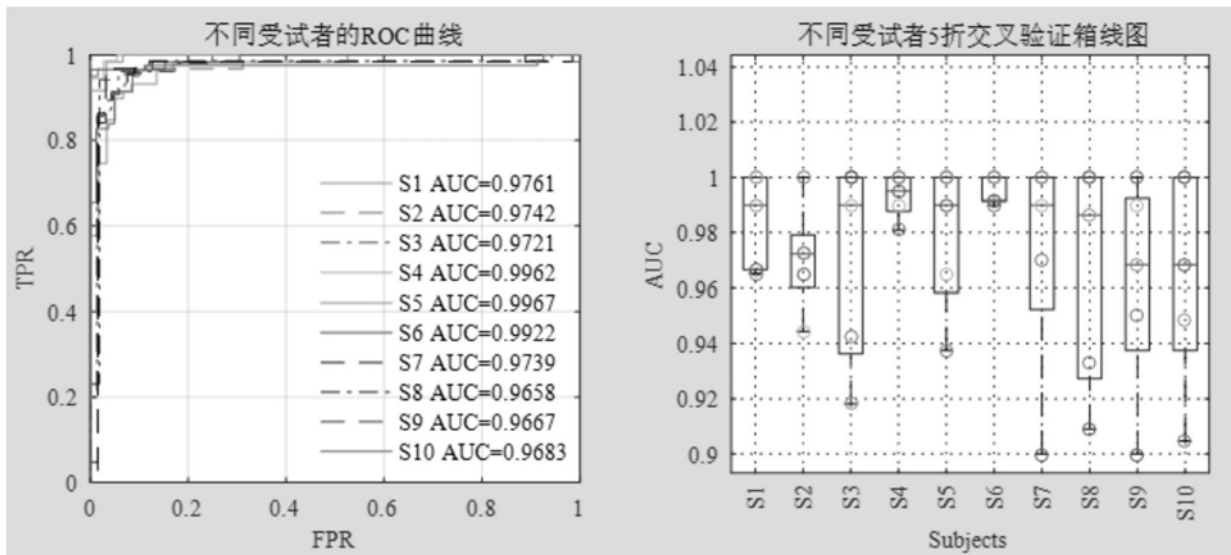


图2

专利名称(译)	基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法		
公开(公告)号	CN111012335A	公开(公告)日	2020-04-17
申请号	CN201911194961.X	申请日	2019-11-28
[标]申请(专利权)人(译)	燕山大学		
申请(专利权)人(译)	燕山大学		
当前申请(专利权)人(译)	燕山大学		
[标]发明人	付荣荣 于宝 王世伟		
发明人	付荣荣 于宝 王世伟		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00 G06K9/62		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/725 A61B5/7267 G06K9/6269		
代理人(译)	王冬杰		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供一种基于非负CP分解模型的脑电意图解码方法，该方法提取了边界规避任务中不同受试者脑电的时间组分特征，利用2-DPCA对特征维度进行优化，并使用支持向量机对特征进行分类，能够反应出受试者不同状态下的脑电的差异，单个受试者的脑电分类准确率高；并且该方法利用脑电各模式间的相互作用，利用通道组分和频率组分获得脑电的时间组分特征，获取的脑电时间组分的特征可分性好，通过对其维度进行优化，可以有效的对边界规避任务中左、右手二类运动的脑电意图进行解码。

