



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109965869 B

(45) 授权公告日 2021.09.10

(21) 申请号 201811539310.5

(22) 申请日 2018.12.16

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 109965869 A

(43) 申请公布日 2019.07.05

(73) 专利权人 北京工业大学

地址 100124 北京市朝阳区平乐园100号

(72) 发明人 李明爱 董宇欣 杨金福 孙炎璐

(74) 专利代理机构 北京思海天达知识产权代理有限公司 11203

代理人 沈波

(51) Int. Cl.

A61B 5/369 (2021.01)

A61B 5/00 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 108470335 A, 2018.08.31

CN 108416822 A, 2018.08.17

CN 106943140 A, 2017.07.14

CN 108338787 A, 2018.07.31

US 2016045756 A1, 2016.02.18

RU 2011111655 A, 2012.10.10

CN 101491441 A, 2009.07.29

CN 101703405 A, 2010.05.12

CN 105054928 A, 2015.11.18

Mingai Li, et al. Classification of Motor Imagery Tasks in Source Domain.

《Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation》.2018,

Enzeng Dong, et al. Introducing chaos behavior to kernel relevance vector machine (RVM) for four-class EEG classification.《PLOS ONE》.2018,

刘柯. 基于贝叶斯理论和时空约束的脑电源成像方法研究.《中国博士学位论文全文数据库医药卫生科技辑》.2017,

审查员 王婷婷

权利要求书3页 说明书8页 附图5页

(54) 发明名称

基于脑源域空间的MI-EEG识别方法

(57) 摘要

本发明公开了基于脑源域空间的MI-EEG识别方法,对采集到的运动想象脑电信号进行共平均参考及带通滤波等预处理;使用标准化低分辨率脑电磁断层扫描成像算法对脑电信号进行逆变换,得到脑源域偶极子偶极矩幅值时间序列;使用数据驱动方法,基于偶极子偶极矩幅值大小进行偶极子的初选,并采用连续小波变换对其进行时频分析,实现偶极子的精选及最优时间段的确定;选用一对一共空间模式算法提取偶极子小波系数功率序列特征,并输入到支持向量机中进行分类。本发明提高空间分辨率的同时,使得其时域、频域、空域信息在偶极子的优选、最优时间段的确定,及特征提取中得以充分利用,对于提高计算效率和分类精度具有重要意义。



1. 基于脑源域空间的MI-EEG识别方法,其特征在于:首先对头皮层采集的脑电信号进行预处理,利用共平均参考降低原始信号基线漂移现象,同时对脑电信号进行8-32Hz带通滤波,得到与运动节律相关的脑电信号;然后,基于sLORETA的脑源成像逆算法将预处理之后的脑电信号转换到脑皮层空间,得到偶极子偶极矩时间序列,并根据脑皮层偶极子偶极矩幅值分布图对偶极子进行初选;进而,利用CWT对初选的偶极子进行时频分析,根据 α 波段小波系数功率序列精选偶极子并确定最优时间段;最后,在最优时间段内采用OV0-CSP算法对精选的偶极子的 α 波段小波系数功率序列进行特征提取,并利用SVM进行特征分类,采用十次十折交叉验证得到平均分类识别率,验证本方法的正确性和有效性;

基于连续小波变换CWT的偶极子选择与时频分析如下:

S3.1对于某类想象任务 m ,绘制偶极子时间序列曲线及脑皮层偶极矩幅值分布图,找到运动想象期间偶极子的偶极矩幅值最大值发生的时刻 $t_{\max}$,将此最大值记为 $D_{\max}$;在 $t=t_{\max}$ 时选择偶极矩幅值超过 $\frac{1}{2}D_{\max}$ 的偶极子,其数量记为 $N_{d_1}^m$,则该 $N_{d_1}^m$ 个偶极子覆盖的区域构成第 m 类想象任务的ROI区域,记为 Q_m ;进而,求得四类想象任务的ROI区域 $Q=Q_1 \cup Q_2 \cup Q_3 \cup Q_4$, Q 内偶极子即为初选的偶极子,其数量记为 N_{d_1} ;

S3.2对 N_{d_1} 个偶极子源估计时间序列 $\hat{D}_{m,i}^{\text{sloreta}} \in R^{N_{d_1} \times N_s}$ 依次进行CWT,得到频率为 f 时的偶极子小波系数序列,记为: $C_{m,i,f} \in R^{N_{d_1} \times N_s}$,其中, $f \in (0, \frac{f_s}{2})$ 且 $f \in Z$, f_s 为采样频率;则第 q 个偶极子在 t 时刻的小波系数记为 $C_{m,i,f}(q, t)$;

S3.3依式(5)计算 N_{d_1} 个偶极子在覆盖 α 波段的5个频率,即 $f=8, 9, 10, 11, 12\text{Hz}$ 时对应小波系数序列平均值:

$$C_{m,i}(q, t) = \frac{\sum_{f=8}^{12} C_{m,i,f}(q, t)}{5} \quad (5)$$

其中, $C_{m,i}(q, t)$ 代表第 q 个偶极子在 t 时刻的小波系数在 α 波段的平均值, $q = \{1, 2, 3, \dots, N_{d_1}\}$, $t = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_{N_s}\}$; $C_{m,i} \in R^{N_{d_1} \times N_s}$ 为 α 波段小波系数平均值矩阵;

S3.4对于 $C_{m,i}(q, t)$,利用公式(6)取平方运算求得其功率值:

$$P_{m,i}(q, t) = |C_{m,i}(q, t)|^2 \quad (6)$$

其中, $P_{m,i}(q, t)$ 代表 α 波段下第 q 个偶极子在 t 时刻的小波系数功率值, $q = \{1, 2, 3, \dots, N_{d_1}\}$, $t = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_{N_s}\}$; $P_{m,i} \in R^{N_{d_1} \times N_s}$ 为 α 波段小波系数功率矩阵;

S3.5偶极子的精选及最优时间段的确定;

S3.5.1对每类想象任务 m 的所有样本, $i = \{1, 2, 3, \dots, N_m\}$,依式(7)求取偶极子 q 的平均小波系数功率矩阵 $\bar{P}_m(q, t) \in R^{N_{d_1} \times N_s}$:

$$\bar{P}_m(q, t) = \frac{\sum_{i=1}^{N_m} P_{m,i}(q, t)}{N_m} \quad (7)$$

并绘制各偶极子的平均小波系数功率曲线 $\bar{P}_m(1, t)$ 、 $\bar{P}_m(2, t)$ 、 $\dots$ 、 $\bar{P}_m(N_{d_1}, t)$,获得想象任务 m 下的平均小波系数功率曲线图,这里, $t = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_{N_s}\}$;综合考虑四类想象任务,即 $m = \{1, 2, 3, 4\}$,选取平均小波系数功率曲线差异较明显的最优时间段 T ,其包含的采样点数为 N_T ,即 $T = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_{N_T}\}$;

S3.5.2在时间段T内,基于同类想象任务m的平均小波系数功率矩阵 $\bar{P}_m \in R^{N_{d1} \times N_T}$,依照采样点求第q个偶极子的小波系数功率均值 $\bar{P}'_m(q) = \frac{\sum_{T=T_1}^{T_2} \bar{P}_m(q,t)}{N_T} \in R^{N_{d1} \times 1}$, $q = \{1,2,3, \dots, N_{d1}\}$,并将 $\bar{P}'_m(q)$ 降序排列,对每类任务m,选取前 N_{d2}^m 个偶极子;再从各类任务的前 N_{d2}^m 个偶极子中精选出共同的偶极子,将其数量记为 N_{d3} ;

S3.6基于 $P_{m,i} \in R^{N_{d1} \times N_s}$,将精选的 N_{d3} 个偶极子按最优时间段T的采样点范围进行截取,获得最优小波系数功率矩阵,记为 $R_{m,i} \in R^{N_{d3} \times N_T}$ 。

2.根据权利要求1所述的基于脑源域空间的MI-EEG识别方法,其特征在于:S1头皮层EEG信号预处理;

S1.1假设 $X_{m,i} \in R^{N_c \times N_s}$ 为第i次实验采集的运动想像期间的头皮脑电信号,其中, $m \in \{1,2,3,4\}$ 表示运动想像任务的类别标签, $i = \{1,2,3, \dots, N_m\}$, N_m 表示采集实验次数; N_c 代表导联数; N_s 代表采样点数;

S1.2针对每个导联,选取运动想像前2s,即静息态时段内的脑电信号作为基准参考线,对 $X_{m,i}$ 逐行进行共平均参考处理,获得共平均参考处理信号 $X'_{m,i}$;

S1.3根据神经生理学理论,构造8-32Hz带通滤波器对脑电信号 $X'_{m,i}$ 进行滤波,获得与 μ 、 β 节律相关的运动想像脑电信号,记为 $M_{m,i} \in R^{N_c \times N_s}$,R代表实数集。

3.根据权利要求1所述的基于脑源域空间的MI-EEG识别方法,其特征在于:S2基于sLORETA算法的脑电逆变换;

S2.1脑源成像正问题模型建立;

脑源成像正问题,指在人受到外部环境的刺激或进行特定的思维活动时,大脑皮层中的神经元细胞产生突触后电位,经过脑容积效应和颅骨的传导,产生了头皮层所测量得到的脑电信号,该脑电信号的数学模型建立如下:

$$M = GD + n \quad (1)$$

式中,D表示脑皮层电流偶极子的偶极矩,模拟了脑皮层中的神经元细胞的分布和其突触后电位的变化情况;G表示零导域矩阵,代表了脑皮层源空间与头皮层脑电信号的一种映射关系,通过BEM边界元法在多层头模型上计算得到;M表示头皮层脑电信号;n为传导噪声;

S2.2根据正问题模型,假设偶极子源模型为分布式偶极子模型,方向垂直于脑皮层,数量为 N_a ,位置已知且固定;令 $M = M_{m,i}$,采用sLORETA算法计算公式(1)的逆解,求得 N_a 个偶极子源估计序列 $\hat{D}_{m,i}^{sloreta} \in R^{N_d \times N_s}$,其中,第k个偶极子在t时刻的偶极矩幅值 $\hat{D}_{m,i}^{sloreta}(k, t)$ 依下式计算:

$$\hat{D}_{m,i}^{sloreta}(k, t) = \frac{[\hat{D}_{m,i}^{MNE}(k, t)]^2}{S_D^k} \quad (2)$$

式中, $\hat{D}_{m,i}^{MNE}(k, t)$ 为由最小范数估计算法MNE估计的偶极子源序列 $\hat{D}_{m,i}^{MNE} \in R^{N_d \times N_s}$ 中第k个偶极子在t时刻的偶极矩幅值, $\hat{D}_{m,i}^{MNE}$ 由下式确定:

$$\hat{D}_{m,i}^{MNE} = G^T (GG^T + \alpha I_{N_c})^{-1} M \quad (3)$$

式中, α 为正则化参数, I_{N_c} 为 $N_c \times N_c$ 的单位矩阵, $G \in R^{N_c \times N_d}$ 为零导域矩阵; $\hat{D}$ 为 $\hat{D}_{m,i}^{MNE}$ 的

简写；

$S_{\hat{D}}^k$ 为偶极子电流密度方差矩阵 $S_{\hat{D}} \in R^{N_d \times N_d}$ 的第k个对角元素, $S_{\hat{D}}$ 的计算公式如下：

$$S_{\hat{D}} = G^T (GG^T + \alpha I_{N_c})^{-1} G \quad (4)。$$

4.根据权利要求1所述的基于脑源域空间的MI-EEG识别方法,其特征在于:S4基于一对一空间模式OV0-CSP的特征提取；

S4.1构造OV0-CSP空间滤波器:对于四类想象任务中的任意两类运动想像脑电信号,根据经典CSP算法构建空间滤波器 $SF_a \in R^{2 \times N_{d3}}, a = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$,进而获得OV0-CSP算法空间滤波器：

$$SF = \begin{bmatrix} SF_1 \\ SF_2 \\ SF_3 \\ SF_4 \\ SF_5 \\ SF_6 \end{bmatrix} \in R^{12 \times N_{d3}} \quad (8)$$

S4.2特征提取:将S3.6得到的 $R_{m,i} \in R^{N_{d3} \times N_T}$ 作为OV0-CSP空间滤波器SF的输入,并对滤波器输出信号的方差取对数运算和标准化处理,得到特征向量 $F_{m,i} \in R^{12 \times 1}$,构成m类想像任务的特征集 $F_m = \{F_{m,1}, F_{m,2}, \dots, F_{m,N_m}\} \in R^{12 \times N_m}$ 。

5.根据权利要求1所述的基于脑源域空间的MI-EEG识别方法,其特征在于:S5基于支持向量机SVM的分类；

利用SVM对四类运动想像脑电信号特征集 $F_m \in R^{12 \times N_m} (m \in \{1, 2, 3, 4\})$ 进行特征分类,采用十次十折交叉验证得出平均分类准确率。

基于脑源域空间的MI-EEG识别方法

技术领域

[0001] 本发明属于基于脑源空间的运动想象脑电信号(MI-EEG)识别与处理技术领域,具体涉及:采用标准化低分辨率脑电磁断层扫描成像(sLORETA)方法将头皮层脑电信号逆变换到脑皮层,基于数据驱动(Data-driven)及连续小波变换(CWT)进行偶极子优选及最优时间段的确定,并采用一对一共空间模式算法(OV0-CSP)以及支持向量机(SVM)实现MI-EEG在脑源空间的特征提取和分类。

背景技术

[0002] 脑机接口BCI(brain-computer interface)是一种不依赖于外周神经和肌肉组织等常规大脑信息输出通路,而运用工程技术手段在大脑和计算机或者其他机电设备之间建立连接,实现“让思想变成行动”的对外信息交流和控制的新途径。因此,BCI技术在多种医疗与康复领域中获得广泛应用。BCI主要分为侵入式和非侵入式两类,特别是非侵入式BCI,使用头皮上的电极测量脑电信号(EEG)以反映大脑皮层活动,且该信号因具有采集便捷、价格低廉、时间分辨率高等特点,在BCI系统中广泛采用。

[0003] 运动想象脑电信号(MI-EEG)具有空间分布的特点,即不同运动想象任务,其在脑皮层对应的激活区域不同,因此由头皮层测得的脑电信号在空间分布上也会产生差异。而共空间模式算法(Common Spatial Patterns,CSP)能够利用MI-EEG在空间上具有分布差异性的特点,通过设计一组空间滤波器,使不同想像任务下的脑电信号滤波后的方差差异最大化,从而达到提取MI-EEG的特征、提高其可分离性的目的。然而,MI-EEG信号容易受到来自传感器以及头骨传导结构等噪声的严重污染,导致信噪比(SNR)降低;同时,因体积传导效应及头皮电极数量的限制,使得头皮层测得的EEG信号的空间分辨率较低。这些因素均会造成头皮层MI-EEG在传感器域难以获得高质量的特征信息。

[0004] 脑电源成像(ESI)指的是利用头皮层记录的脑电数据对其在脑皮层源信号进行估计的一种常用技术,即将头皮层传感器空间转换为脑皮层源空间,获得脑皮层偶极子的源分布估计。近年来有研究表明,在脑皮层空间上应用CSP算法对偶极子进行特征提取,对降低脑电信号在头骨传导过程中噪声的干扰、弥补头皮层脑电信号空间分辨率不足有一定作用,取得了比头皮层MI-EEG更好的特征提取效果。

[0005] 然而,采用ESI与CSP相结合对运动想象脑电信号进行特征提取仍存在以下问题:

[0006] (1) 求解脑电逆问题得到的不同类别运动想象任务偶极子时间序列杂乱无章,很少有规律可循,尤其是复杂的同侧肢体运动想象时,相应的皮层激活区域可能存在重叠,或者彼此非常接近,仅从时域上分析偶极子偶极矩时间序列,没有突显与运动想象有关的节律特点,因此很难提取到可分性较好的特征;

[0007] (2) 脑源成像后得到的偶极子数量庞大,对所有偶极子进行特征提取将会造成特征信息冗余,大量与想象任务不相关的特征混杂其中,影响分类准确率;而且通过脑电正问题计算零域矩阵时,由于实验设备的限制,无法对每个受试者进行fMRI扫描,通常基于通用模板采用数值计算方式构建头模型。因数值方法存在近似性,这使求解正问题时对于不

同受试者无法自适应地获得头皮电极和皮质神经元之间的精确对应关系。因此,通过脑电逆问题求得偶极子分布估计同样存在误差,从而影响基于神经生理学分区方法(Brodmann分区)选取 ROI区域的准确性;

[0008] (3)对整个运动想象期间或者某个特定时段的偶极子进行分析,没有考虑在运动想象期间偶极子的时变特性,及不同受试者和不同运动想象任务造成的偶极子变化的差异性对分类识别率的影响。

发明内容

[0009] 针对上述不足之处,本发明对现有的ESI与CSP相结合对MI-EEG进行特征提取的算法进行了改进,提出了一种基于偶极子和连续小波变换的脑源域MI-EEG识别方法。具体涉及:

[0010] (1)从脑源域对偶极子时间序列进行时频分析,并采用OV0-CSP算法对偶极子进行特征提取,实现脑皮层偶极子时域、频域、空域的特征有机融合,改善体积传导效应以及头皮 MI-EEG空间分辨率低带来的不利影响。

[0011] (2)采用data-driven方法选择ROI区域,初步减小偶极子量级;进而,对偶极子进行时频分析,精选偶极子,再次减小偶极子数量,精确地获得个性化的偶极子数量与偶极子信息,避免特征信息冗余的同时,提高计算效率。

[0012] (3)根据各个受试者偶极子的平均小波系数功率曲线图,选择不同想象任务之间差别较大的时间段作为最优时间段,充分体现不同受试者在不同想象任务类别下偶极子的时变特性及激活时间存在的个体差异性,进一步提高分类精度。

[0013] 因此,本发明采用的技术方案为:基于脑源域空间的MI-EEG识别方法,首先对头皮层采集的脑电信号进行预处理,利用共平均参考降低原始信号基线漂移现象,同时对脑电信号进行8-32Hz带通滤波,得到与运动节律相关的脑电信号;然后,基于sLORETA的脑源成像逆算法将预处理之后的脑电信号转换到脑皮层空间,得到偶极子偶极矩时间序列,并根据脑皮层偶极子偶极矩幅值分布图对偶极子进行初选;进而,利用CWT对初选的偶极子进行时频分析,根据 α 波段小波系数功率序列精选偶极子并确定最优时间段;最后,在最优时间段内采用OV0-CSP算法对精选的偶极子的 α 波段小波系数功率序列进行特征提取,并利用SVM 进行特征分类,采用十次十折交叉验证得到平均分类识别率,验证本方法的正确性和有效性。

[0014] 基于上述分析,本发明的具体实现步骤如下:

[0015] S1头皮层EEG信号预处理;

[0016] S1.1假设 $X_{m,i} \in R^{N_c \times N_s}$ 为第i次实验采集的运动想像期间的头皮脑电信号,其中, $m \in \{1,2,3,4\}$ 表示运动想像任务的类别标签, $i = \{1,2,3,\dots,N_m\}$, N_m 表示采集实验次数; N_c 代表导联数; N_s 代表采样点数。

[0017] S1.2针对每个导联,选取运动想像前2s,即静息态时段内的脑电信号作为基准参考线,对 $X_{m,i}$ 逐行进行共平均参考处理,获得共平均参考处理信号 $X'_{m,i}$ 。

[0018] S1.3根据神经生理学理论,构造8-32Hz带通滤波器对脑电信号 $X'_{m,i}$ 进行滤波,获得与 μ 、 β 节律(μ 节律为8-12Hz, β 节律为13-30Hz)相关的运动想像脑电信号,记为

$M_{m,i} \in R^{N_c \times N_s}$ (R代表实数集)。

[0019] S2基于sLORETA算法的脑电逆变换；

[0020] S2.1脑源成像正问题模型建立；

[0021] 脑源成像正问题,指在人受到外部环境的刺激或进行特定的思维活动时,大脑皮层中的神经元细胞产生突触后电位,经过脑容积效应和颅骨的传导,产生了头皮层所测量得到的脑电信号,该脑电信号的数学模型建立如下:

[0022] $M = GD + n$ (1)

[0023] 式中,D表示脑皮层电流偶极子的偶极矩,模拟了脑皮层中的神经元细胞的分布和其突触后电位的变化情况;G表示零导域矩阵,代表了脑皮层源空间与头皮层脑电信号的一种映射关系,通过BEM边界元法在多层头模型上计算得到;M表示头皮层脑电信号;n为传导噪声。

[0024] S2.2根据正问题模型,假设偶极子源模型为分布式偶极子模型,方向垂直于脑皮层,数量为 N_d ,位置已知且固定;令 $M = M_{m,i}$,采用sLORETA算法计算公式(1)的逆解,求得 N_d 个偶极子源估计序列 $\hat{D}_{m,i}^{sloreata} \in R^{N_d \times N_s}$,其中,第k个偶极子在t时刻的偶极矩幅值 $\hat{D}_{m,i}^{sloreata}(k,t)$ 依下式计算:

$$[0025] \quad \hat{D}_{m,i}^{sloreata}(k,t) = \frac{[\hat{D}_{m,i}^{MNE}(k,t)]^2}{S_{\hat{D}}^k} \quad (2)$$

[0026] 式中, $\hat{D}_{m,i}^{MNE}(k,t)$ 为由最小范数估计算法MNE估计的偶极子源序列 $\hat{D}_{m,i}^{MNE} \in R^{N_d \times N_s}$ 中第k个偶极子在t时刻的偶极矩幅值, $\hat{D}_{m,i}^{MNE}$ 由下式确定:

$$[0027] \quad \hat{D}_{m,i}^{MNE} = G^T (GG^T + \alpha I_{N_c})^{-1} M \quad (3)$$

[0028] 式中, α 为正则化参数, I_{N_c} 为 $N_c \times N_c$ 的单位矩阵, $G \in R^{N_c \times N_d}$ 为零导域矩阵。 $\hat{D}$ 为 $\hat{D}_{m,i}^{MNE}$ 的简写;

[0029] $S_{\hat{D}}^k$ 为偶极子电流密度方差矩阵 $S_{\hat{D}} \in R^{N_d \times N_d}$ 的第k个对角元素, $S_{\hat{D}}$ 的计算公式如下:

$$[0030] \quad S_{\hat{D}} = G^T (GG^T + \alpha I_{N_c})^{-1} G \quad (4)$$

[0031] S3基于连续小波变换CWT的偶极子选择与时频分析;

[0032] S3.1对于某类想象任务m,绘制偶极子时间序列曲线及脑皮层偶极矩幅值分布图,找到运动想象期间偶极子的偶极矩幅值最大值发生的时刻 t_{max} ,将此最大值记为 D_{max} ;在 $t = t_{max}$ 时选择偶极矩幅值超过 $\frac{1}{2}D_{max}$ 的偶极子,其数量记为 $N_{d_1}^m$,则该 $N_{d_1}^m$ 个偶极子覆盖的区域构成第m类想象任务的ROI区域,记为 Q_m ;进而,求得四类想象任务的ROI区域 $Q = Q_1 \cup Q_2 \cup Q_3 \cup Q_4$,Q内偶极子即为初选的偶极子,其数量记为 N_{d_1} 。

[0033] S3.2对 N_{d_1} 个偶极子源估计时间序列 $\hat{D}_{m,i}^{sloreata} \in R^{N_{d_1} \times N_s}$ 依次进行CWT,得到频率为

f 时的偶极子小波系数序列,记为: $C_{m,i,f} \in R^{N_{d1} \times N_s}$,其中, $f \in (0, \frac{f_s}{2})$ 且 $f \in Z$, f_s 为采样频率。则第 q 个偶极子在 t 时刻的小波系数记为 $C_{m,i,f}(q,t)$ 。

[0034] S3.3依式(5)计算 N_{d1} 个偶极子在覆盖 α 波段的5个频率,即 $f=8、9、10、11、12\text{Hz}$ 时对应小波系数序列平均值:

$$[0035] \quad C_{m,i}(q,t) = \frac{\sum_{f=8}^{12} C_{m,i,f}(q,t)}{5} \quad (5)$$

[0036] 其中, $C_{m,i}(q,t)$ 代表第 q 个偶极子在 t 时刻的小波系数在 α 波段的平均值, $q = \{1,2,3, \dots, N_{d1}\}$, $t = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_{N_s}\}$; $C_{m,i} \in R^{N_{d1} \times N_s}$ 为 α 波段小波系数平均值矩阵;

[0037] S3.4对于 $C_{m,i}(q,t)$,利用公式(6)取平方运算求得其功率值:

$$[0038] \quad P_{m,i}(q,t) = |C_{m,i}(q,t)|^2 \quad (6)$$

[0039] 其中, $P_{m,i}(q,t)$ 代表 α 波段下第 q 个偶极子在 t 时刻的小波系数功率值, $q = \{1,2,3, \dots, N_{d1}\}$, $t = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_{N_s}\}$; $P_{m,i} \in R^{N_{d1} \times N_s}$ 为 α 波段小波系数功率矩阵。

[0040] S3.5偶极子的精选及最优时间段的确定;

[0041] S3.5.1对每类想象任务 m 的所有样本, $i = \{1,2,3, \dots, N_m\}$,依式(7)求取偶极子 q 的平均小波系数功率矩阵 $\bar{P}_m(q,t) \in R^{N_{d1} \times N_s}$:

$$[0042] \quad \bar{P}_m(q,t) = \frac{\sum_{i=1}^{N_m} P_{m,i}(q,t)}{N_m} \quad (7)$$

[0043] 并绘制各偶极子的平均小波系数功率曲线 $\bar{P}_m(1,t)$ 、 $\bar{P}_m(2,t)$ 、 $\dots$ 、 $\bar{P}_m(N_{d1},t)$, 获得想象任务 m 下的平均小波系数功率曲线图,这里, $t = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_{N_s}\}$;综合考虑四类想象任务,即 $m = \{1,2,3,4\}$,选取平均小波系数功率曲线差异较明显的最优时间段 T ,其包含的采样点数为 N_T ,即 $T = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_{N_T}\}$ 。

[0044] S3.5.2在时间段 T 内,基于同类想象任务 m 的平均小波系数功率矩阵 $\bar{P}_m \in R^{N_{d1} \times N_T}$,依照采样点求第 q 个偶极子的小波系数功率均值

$$\bar{P}'_m(q) = \frac{\sum_{T=T_1}^{T_{N_T}} \bar{P}_m(q,t)}{N_T} \in R^{N_{d1} \times 1}, \quad q = \{1,2,3, \dots, N_{d1}\}, \text{并将 } \bar{P}'_m(q) \text{ 降序排列,对每类任务 } m, \text{ 选}$$

取前 N_{d2}^m 个偶极子;再从各类任务的前 N_{d2}^m 个偶极子中精选出共同的偶极子,将其数量记为 N_{d3} 。

[0045] S3.6基于 $P_{m,i} \in R^{N_{d1} \times N_s}$,将精选的 N_{d3} 个偶极子按最优时间段 T 的采样点范围进行截取,获得最优小波系数功率矩阵,记为 $R_{m,i} \in R^{N_{d3} \times N_T}$ 。

[0046] S4基于一对一共空间模式OV0-CSP的特征提取;

[0047] S4.1构造OV0-CSP空间滤波器:对于四类想象任务中的任意两类运动想像脑电信号,根据经典CSP算法构建空间滤波器 $SF_a \in R^{2 \times N_{d3}}$, $a = \{1,2,3,4,5,6\}$,进而获得OV0-CSP

算法空间滤波器：

$$[0048] \quad SF = \begin{bmatrix} SF_1 \\ SF_2 \\ SF_3 \\ SF_4 \\ SF_5 \\ SF_6 \end{bmatrix} \in R^{12 \times N_{d_3}} \quad (8)$$

[0049] S4.2特征提取：将S3.6得到的 $R_{m,i} \in R^{N_{d_3} \times N_T}$ 作为OV0-CSP空间滤波器SF的输入，并对滤波器输出信号的方差取对数运算和标准化处理，得到特征向量 $F_{m,i} \in R^{12 \times 1}$ ，构成m类想像任务的特征集 $F_m = \{F_{m,1}, F_{m,2}, \dots, F_{m,N_m}\} \in R^{12 \times N_m}$ 。

[0050] S5基于支持向量机SVM的分类；

[0051] 利用SVM对四类运动想像脑电信号特征集 $F_m \in R^{12 \times N_m}$ ($m \in \{1,2,3,4\}$) 进行特征分类，采用十次十折交叉验证得出平均分类准确率。

[0052] 与现有技术相比，本发明具有以下优点：

[0053] (1) 针对运动想像脑电信号在头皮层具有低空间分辨率、低信噪比的缺点，本发明基于神经生理学理论基础，利用sLORETA算法将头皮层脑电信号映射到脑皮层高维空间，并采用CWT对偶极子进行时频分析，选用OV0-CSP算法提取偶极子小波系数功率特征，有利于降低脑电信号传导过程中体积传导效应及采集过程中的噪声干扰，综合利用偶极子的时-频-空特点，在脑源域实现了MI-EEG的多域特征融合。

[0054] (2) 本发明克服了基于神经生理学分区选择ROI区域不准确的缺点，采用基于受试者的data-driven的方法初选偶极子，再根据对脑皮层偶极子时频分析得到的小波系数功率序列精选偶极子，大量排除了与运动想像任务无关的偶极子冗余信息，减小计算量的同时，增强了对受试者的自适应性。

[0055] (3) 本发明根据各个受试者偶极子的平均小波系数功率曲线图选择不同想像任务之间差别较大的时间段作为最优时间段，体现了不同受试者和不同运动想像任务下偶极子激活时间的差异性与偶极子的时变特性，有利于分类正确率的提高。

[0056] 本发明适合多导联、复杂运动想像任务的BCI系统，将为BCI技术提供更加广阔的应用前景。

附图说明

[0057] 图1为本发明采用的算法流程图；

[0058] 图2.1为10-20导联系统电极分布图；

[0059] 图2.2为MI-EEG采集实验时序图；

[0060] 图3.1为受试者S1左手想像任务下 $t_{\max}$ 时刻的脑皮层偶极子偶极矩幅值分布图；

[0061] 图3.2为受试者S1右手想像任务下 $t_{\max}$ 时刻的脑皮层偶极子偶极矩幅值分布图；

[0062] 图3.3为受试者S1脚想像任务下 $t_{\max}$ 时刻的脑皮层偶极子偶极矩幅值分布图；

[0063] 图3.4为受试者S1舌头想像任务下 $t_{\max}$ 时刻的脑皮层偶极子偶极矩幅值分布图；

[0064] 图4.1为受试者S1左手想像任务下运动想像提示期与想像期的平均小波系数功率

曲线图；

[0065] 图4.2为受试者S1右手想象任务下运动想象提示期与想象期的平均小波系数功率曲线图；

[0066] 图4.3为受试者S1脚想象任务下运动想象提示期与想象期的平均小波系数功率曲线图；

[0067] 图4.4为受试者S1舌头想象任务下运动想象提示期与想象期内的平均小波系数功率曲线图；

具体实施方式

[0068] 本发明具体实验是在Windows 8 (64位) 操作系统下的Matlab R2017a仿真环境中进行的。

[0069] 本发明采用的MI-EEG数据集来源于BCI Competition IV的Data sets 2a公开数据库,由开发者使用国际标准的10-20导联系统下均匀分布的22个导联采集完成,采样频率为250Hz,经过0.5-100Hz的带通滤波。头皮层电极位置分布如图2.1所示。

[0070] 采集试验时序图如图2.2所示,每次实验持续7.5s。0~2s为静息状态期,屏幕出现一个十字光标,同时 $t=0s$ 时发出短促的报警声;2s~3.5s为运动想象任务提示期,屏幕出现箭头,指向左、右、上、下,分别代表左手、右手、脚、舌头四种运动想象任务;3s~6s为运动想象期,受试者根据屏幕上的提示箭头进行运动想象;6s~7.5s为休息期,屏幕处于黑屏状态,受试者休息;随后进行下一次实验。Data sets 2a数据集共采集了九个受试者的运动想象脑电信号,每个受试者共576次实验(四种运动想象任务各144次),一次实验共1875个采样点。

[0071] 基于上述的运动想象脑电数据集,采用图1所示算法流程,以受试者S1为例,本发明具体的实施步骤如下:

[0072] S1四类MI-EEG信号预处理

[0073] S1.1根据每类任务类别标签(左手 $m=1$ 、右手 $m=2$ 、脚 $m=3$ 、舌头 $m=4$)提取受试者S1 每类运动想象单次实验 $X_{m,i} \in R^{22 \times 1875}$,其中 $i = \{1, 2, 3, \dots, 144\}$,共获得576组MI-EEG。

[0074] S1.2截取每次实验0~2s静息状态期的脑电信号对MI-EEG进行基线校正和8-32Hz带通滤波,得到预处理后的运动想象脑电信号,记为 $M_{m,i} \in R^{22 \times 1875}$ 。

[0075] S2基于sLORETA算法的脑电逆变换

[0076] S2.1选择IBM52模板头模型,采用边界元法(BEM)计算正问题零导域矩阵 $G \in R^{22 \times 15002}$ 。

[0077] S2.2采用sLORETA算法对步骤1.2得到的MI-EEG信号 $M_{m,i} \in R^{22 \times 1875}$ 进行脑电逆变换,由式(2)求得15002个偶极子偶极矩时间序列估计 $\hat{D}_{m,i}^{sloreta} \in R^{15002 \times 1875}$ 。

[0078] S3基于连续小波变换(CWT)的偶极子选择与时频分析

[0079] S3.1对于某类想象任务 m ,绘制偶极子时间序列曲线及偶极矩幅值幅值分布图,找到运动想象期,即第500到第1500个采样点之间偶极子的偶极矩幅值最大值发生的时刻 t_{max} ,将此最大值记为 D_{max} ,图3.1至图3.4分别展示了受试者S1在想象左手、右手、脚、舌头运动时,在 t_{max} 时脑皮层偶极子偶极矩幅值分布图。在 $t = t_{max}$ 时选择偶极矩幅值超过 $\frac{1}{2}D_{max}$ 的

偶极子,其数量记为 $N_{d_1}^m$,则该 $N_{d_1}^m$ 个偶极子构成第 m 类想象任务的ROI区域,记为 Q_m ;进而,可求得四类想象任务的ROI区域 $Q=Q_1 \cup Q_2 \cup Q_3 \cup Q_4$, Q 内偶极子即为初选的 N_{d_1} 个偶极子,对于受试者S1, $N_{d_1} = 1285$ 。

[0080] S3.2对受试者S1的1285个初选偶极子源估计时间序列 $\hat{D}_{m,i}^{slope} \in R^{1285 \times 1875}$ 依次进行 CWT,得到频率为 f 时的偶极子小波系数序列,记为: $C_{m,i,f} \in R^{1285 \times 1875}$ 。

[0081] S3.3依式(5)计算1285个初选偶极子在覆盖 α 波段的5个频率,即 $f=8、9、10、11、12\text{Hz}$ 时对应小波系数平均值序列 $C_{m,i} \in R^{1285 \times 1875}$ 。

[0082] S3.4对于S3.3得到的小波系数平均值序列 $C_{m,i} \in R^{1285 \times 1875}$,利用公式(6)计算小波系数功率矩阵 $P_{m,i} \in R^{1285 \times 1875}$ 。

[0083] S3.5偶极子的精选及最优时间段的确定

[0084] S3.5.1对每类想象任务 m 的144组实验,依式(7)求取平均小波系数功率矩阵 $\bar{P}_m \in R^{1285 \times 1875}$;然后,绘制各偶极子的平均小波系数功率曲线,获得想象任务 m 下的平均小波系数功率曲线图。图4.1至图4.4分别展示了受试者S1左手、右手、脚、舌头四类想象任务下的平均小波系数功率曲线图。从四类想象任务的平均小波系数功率曲线图可以看出,四类波形差异较明显的时间段为 $2.5 \sim 4\text{s}$,因此受试者S1的最优时间段 $T=2.5 \sim 4\text{s}$,其包含的采样点数为 $N_T=375$ 。

[0085] S3.5.2在最优时间段 $T=2.5 \sim 4\text{s}$ 内,基于同类想象任务 m 的平均小波系数功率矩阵 $\bar{P}_m \in R^{1285 \times 375}$,依照采样点求第 q 个偶极子的小波系数功率均值 $\bar{P}_m'(q) \in R^{1285 \times 1}$,并将 $\bar{P}_m'(q)$ 降序排列,对每类任务 m ,选取前 $N_{d_2}^m$ 个偶极子;再从各类任务的前 $N_{d_2}^m$ 个偶极子中精选出共同的偶极子,将其数量记为 N_{d_3} ,对于受试者S1, $N_{d_3} = 32$ 。

[0086] S3.6基于S3.4得到的576组小波系数功率矩阵 $P_{m,i} \in R^{1285 \times 1875}$, $m \in \{1,2,3,4\}$, $i = \{1,2,3,\dots,144\}$,将精选的32个偶极子按最优时间段 $T=2 \sim 3.5\text{s}$ 的采样点范围进行截取,获得最优小波系数功率矩阵,记为 $R_{m,i} \in R^{32 \times 375}$ 。

[0087] S4基于一对一共空间模式(OV0-CSP)的特征提取

[0088] 采用OV0-CSP算法对S3.6得到的576组四类运动想象任务最优小波系数功率矩阵 $R_{m,i}$ 进行特征提取,得到特征向量 $F_{m,i} \in R^{12 \times 1}$,构成 m 类想像任务的特征集 $F_m = \{F_{m,1}, F_{m,2}, \dots, F_{m,288}\} \in R^{12 \times 144}$, $m \in \{1,2,3,4\}$ 。

[0089] S5基于支持向量机(SVM)的分类

[0090] 利用SVM对四类运动想象脑电信号特征集 $F_m \in R^{12 \times 144}$ ($m \in \{1,2,3,4\}$)进行特征分类。

[0091] 针对其他受试者,即S2、S3、 $\dots$ 、S9的MI-EEG,采用以上类似的过程进行处理,获得十次十折交叉验证平均识别率如表1所示。

[0092] 表1平均分类识别率

[0093]	受试者	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	均值
	识别率	79.4 %	78.8%	91.4%	81.8 %	77.1 %	66.3 %	91.0 %	93.5%	78.3 %	82.0%

[0094] 从表1可以看出,9个受试者采用本发明中的脑源空间MI-EEG识别方法获得的平均分类识别率达到了82.0%,与基于全部偶极子或采用Brodmann方法选择ROI,且无时间段优选和偶极子时频分析的识别结果相比,分别提高了7.4%和22.3%,显示了本发明的显著优势。

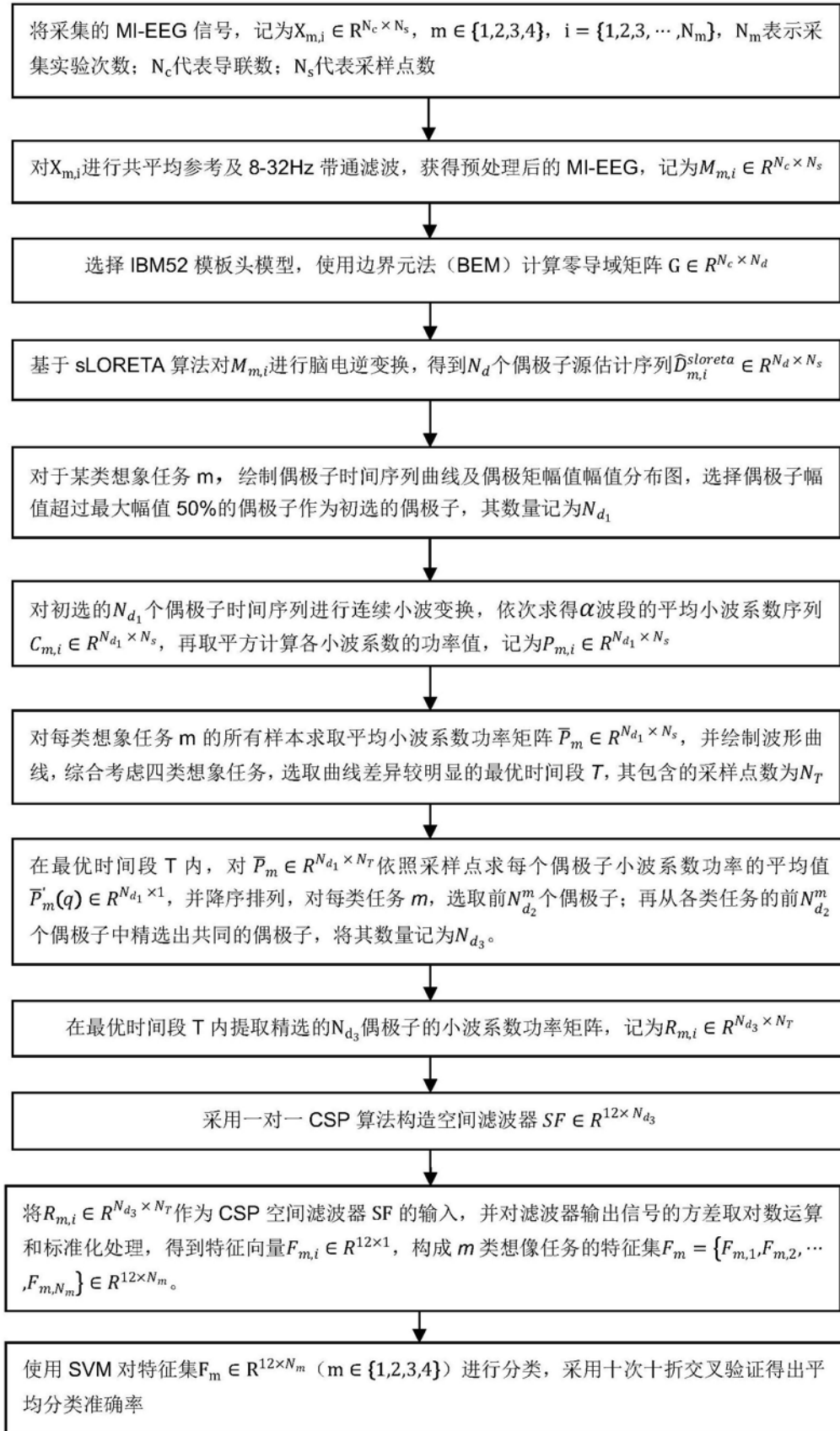


图1

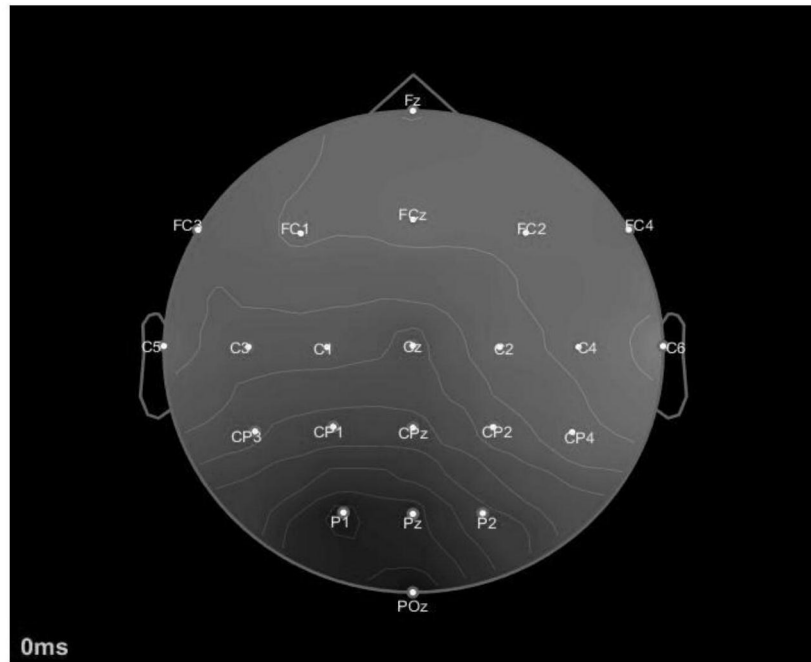


图2.1

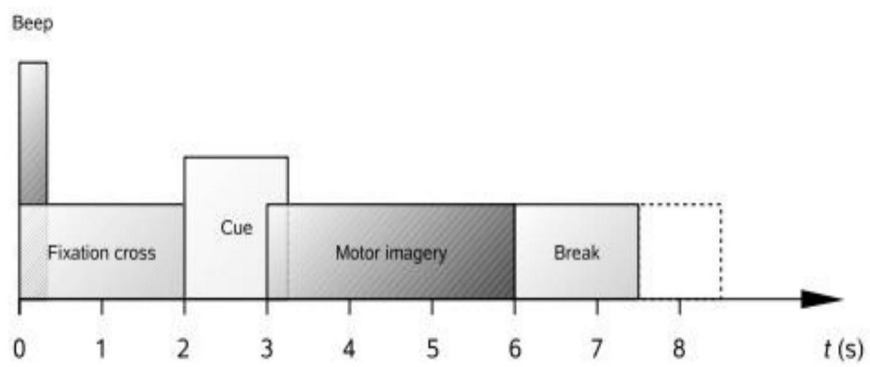


图2.2

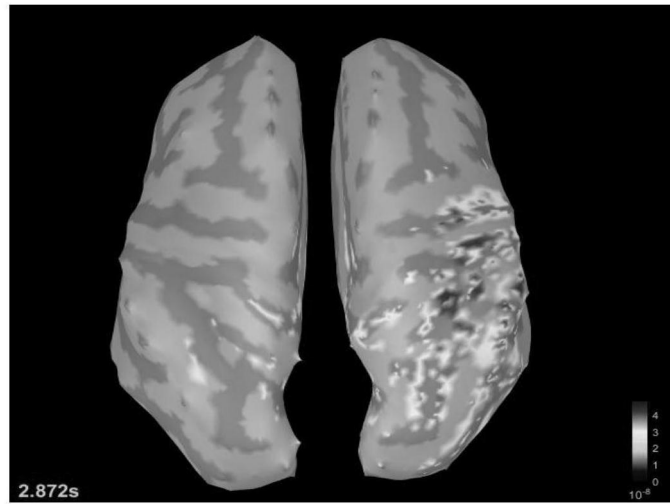


图3.1

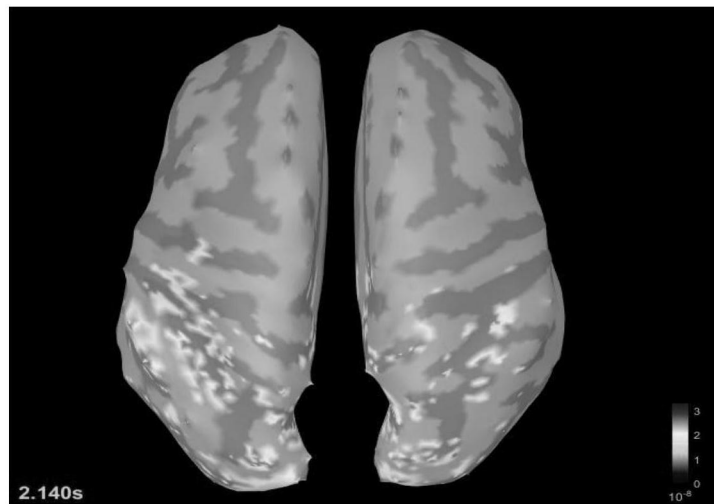


图3.2

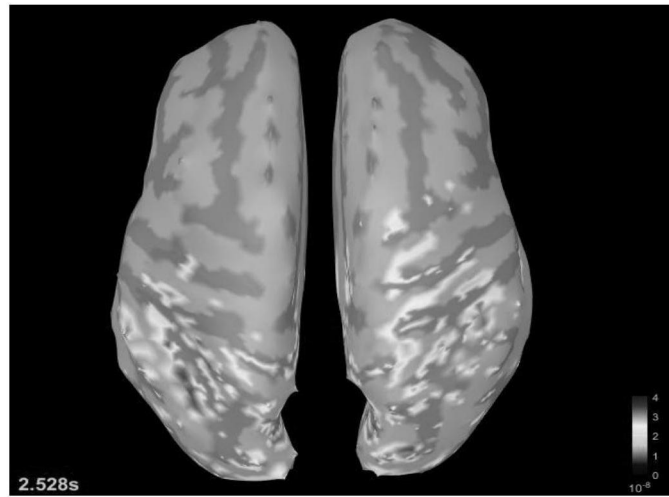


图3.3

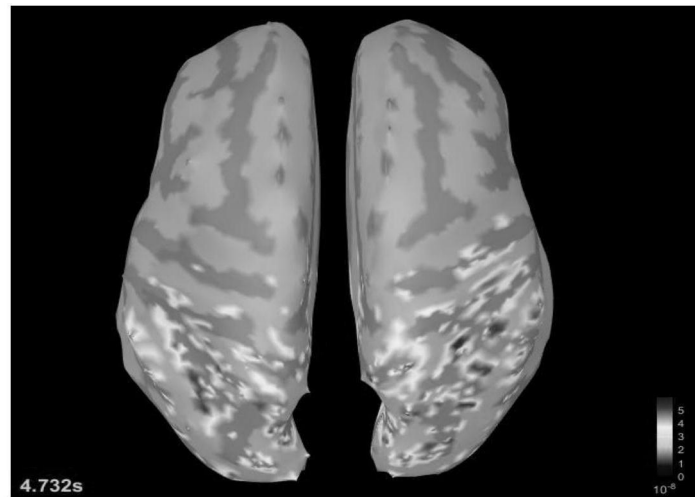


图3.4

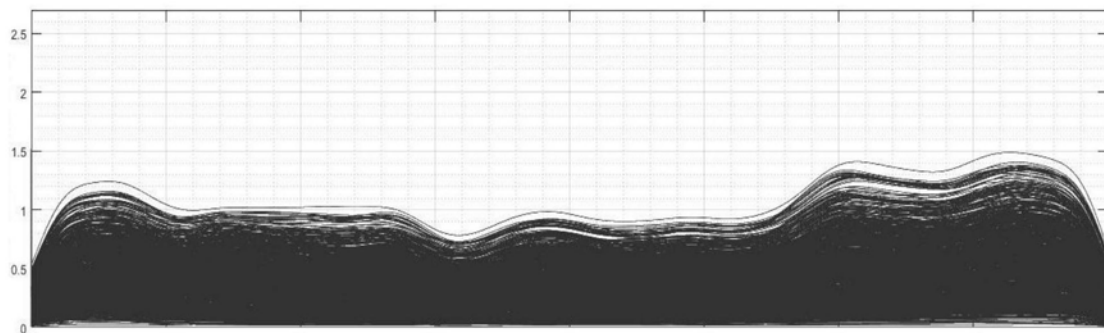


图4.1

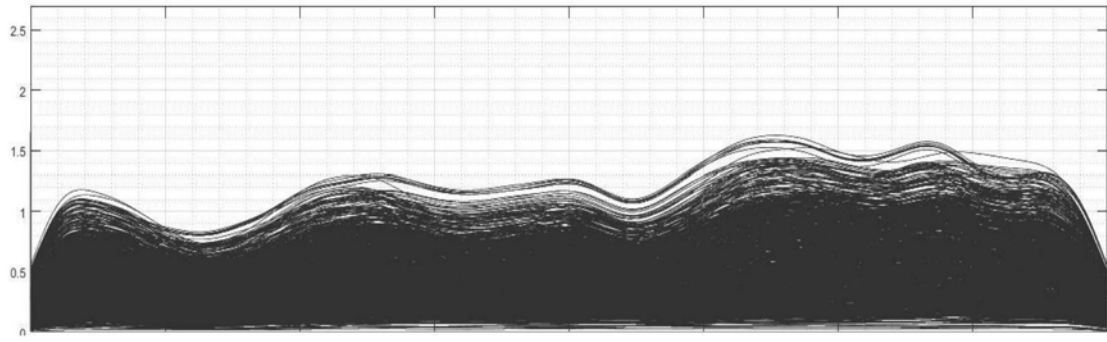


图4.2

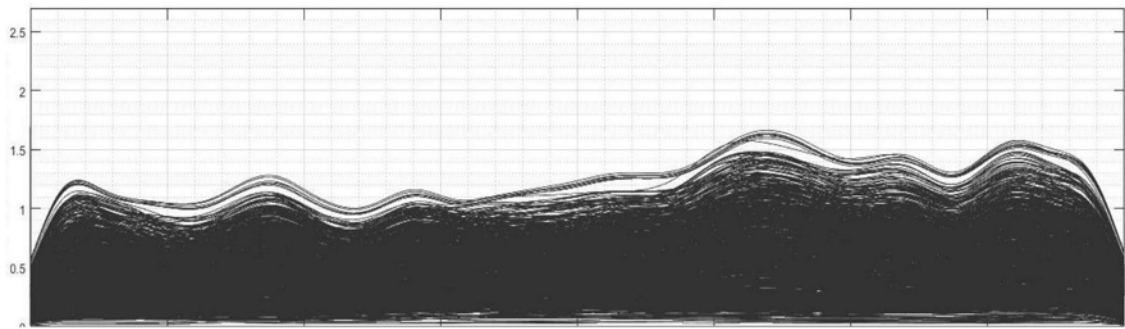


图4.3

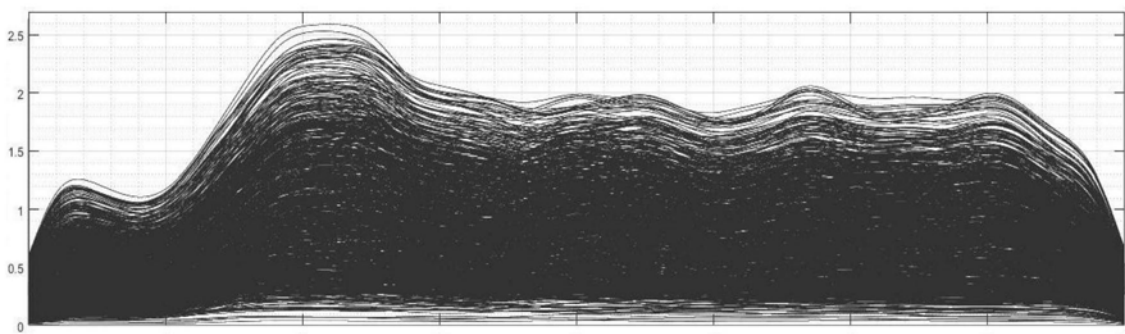


图4.4