



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110664400 A  
(43)申请公布日 2020.01.10

(21)申请号 201910891136.9

(22)申请日 2019.09.20

(71)申请人 清华大学

地址 100084 北京市海淀区清华园

(72)发明人 季林红 李翀 贾天宇 刘可  
钱超

(74)专利代理机构 北京清亦华知识产权代理事  
务所(普通合伙) 11201

代理人 王艳斌

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

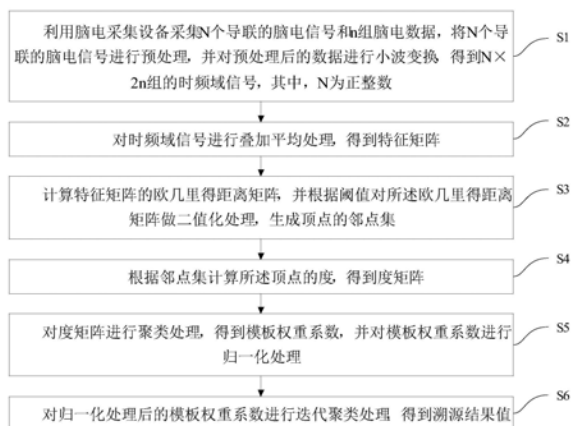
权利要求书1页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

基于度信息的脑电特征电位溯源方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于度信息的脑电特征电位溯源方法,该方法包括:利用脑电采集设备采集脑电信号,将脑电信号进行预处理,并对预处理后的数据进行小波变换,得到时频域信号;对时频域信号进行叠加平均处理,得到特征矩阵;基于特征矩阵构建欧几里得距离矩阵,并根据阈值对欧几里得距离矩阵做二值化处理,生成顶点的邻点集;根据邻点集计算所述顶点的度,得到度矩阵;对度矩阵进行聚类处理,得到模板权重系数,并对模板权重系数进行归一化处理;对归一化处理后的模板权重系数进行迭代聚类处理,得到溯源结果值。本发明实施例的方法弥补现有脑电信号溯源方法忽略人脑电特征信号分析的不足,增强了溯源的精确性,实现了基于度信息的脑电特征信号的脑连接网络分析。



1. 一种基于度信息的脑电特征电位溯源方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤S1,利用脑电采集设备采集N个导联的脑电信号和n组脑电数据,将所述N个导联的脑电信号进行预处理,并对预处理后的数据进行小波变换,得到 $N \times 2n$ 组的时频域信号,其中,N为正整数;

步骤S2,对所述时频域信号进行叠加平均处理,得到特征矩阵;

步骤S3,计算所述特征矩阵的欧几里得距离矩阵,并根据阈值对所述欧几里得距离矩阵做二值化处理,生成顶点的邻点集;

步骤S4,根据所述邻点集计算所述顶点的度,得到度矩阵;

步骤S5,对所述度矩阵进行聚类处理,得到模板权重系数,并对所述模板权重系数进行归一化处理;以及

步骤S6,对归一化处理后的模板权重系数进行迭代聚类处理,得到溯源结果值。

2. 根据权利要求1所述的基于度信息的脑电特征电位溯源方法,其特征在于,所述预处理是将所述N个导联的脑电信号按照顺序进行重新取参考、滤波和去基线。

3. 根据权利要求1所述的基于度信息的脑电特征电位溯源方法,其特征在于,所述小波变换分别在alpha波段和beta波段进行,将所述所述预处理后的数据从时域转化为时频域,进而得到所述时频域信号。

4. 根据权利要求1所述的基于度信息的脑电特征电位溯源方法,其特征在于,所述步骤S2包括:

将所述 $N \times 2n$ 组的时频域信号以导联为单位分别在alpha波段和beta波段进行所述叠加平均处理,得到 $2N$ 组的时频信号;

将所述 $2N$ 组的时频信号分别在所述alpha波段和beta波段上,将基线静息态和任务态做时域和频域的求和;

将求和结果在所述alpha波段和beta波段上,用动作态除以静息态得到 $2 \times N$ 的特征矩阵。

5. 根据权利要求1所述的基于度信息的脑电特征电位溯源方法,其特征在于,所述根据阈值对所述欧几里得距离矩阵做二值化处理,生成顶点的邻点集,进一步包括:

利用所述阈值对所述欧几里得距离矩阵做二值化处理,高于所述阈值设为1,低于所述阈值设为0,将所述欧几里得距离矩阵变为无向图 $G=(V,E)$ ,所述无向图的顶点集与N个导联一一对应,得到所述顶点的邻点集。

6. 根据权利要求5所述的基于度信息的脑电特征电位溯源方法,其特征在于,将所述欧几里得距离矩阵变换为 $1 \times N$ 的行向量,对所述行向量降序排列,截取排序前10%中的最小值作为所述阈值。

7. 根据权利要求1所述的基于度信息的脑电特征电位溯源方法,其特征在于,所述步骤S5包括:

获取 $3 \times 1$ 维的导联位置矩阵;

将所述 $3 \times 1$ 维的导联位置矩阵代入高斯聚类模板函数 $N(x,y,z)$ ,根据导联物理距离定义所述顶点的邻域,得到相对于所述顶点的模板权重系数。

## 基于度信息的脑电特征电位溯源方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及脑电信号特征电位的溯源技术领域,特别涉及一种基于度信息的脑电特征电位溯源方法。

### 背景技术

[0002] 脑电信号是大脑神经活动的外在反应,可用于对大脑活动进行监控和对大脑异常状态进行诊断,皮层脑电信号以其便于采集和高时间分辨率等优势被广泛用于脑科学研究领域。脑电信号包含多种特征信号,稳态视觉诱发电位(SSVEP)、事件相关同步(去同步)电位(ERD\ERS)以及P300电位等都是反应大脑活动的有效特征信号。但是由于脑电信号的容积传导效应以及采集环境噪声等原因,脑电信号中掺杂了许多尾迹信号影响信号的分析,而头皮记录的脑电信号是大脑中众多神经元活动的叠加反应,脑电信号的溯源方法可以在将尾迹信号去除的基础上根据头皮脑电特征信号逆推出各个脑功能分区的实际活动状态。通过溯源方法对各个脑分区的活动状态进行判别的结果可用作外部设备的控制、脑区异常活动的监控等。

[0003] 相关技术的偶极子溯源分析方法,如CN109568795A将偶极子的相关性作为溯源结果,取相关性最高的电极点作为溯源点。其不足之处在于脑电特征信号对人体的运动控制状态有较好的表征,而该类方法忽略了结合脑电特征信号分析的优势。

### 发明内容

[0004] 本发明旨在至少在一定程度上解决相关技术中的技术问题之一。

[0005] 为此,本发明的目的在于提出一种基于度信息的脑电特征电位溯源方法。

[0006] 为达到上述目的,本发明提出了基于度信息的脑电特征电位溯源方法,包括以下步骤:步骤S1,利用脑电采集设备采集N个导联的脑电信号和n组脑电数据,将所述N个导联的脑电信号进行预处理,并对预处理后的数据进行小波变换,得到 $N \times 2n$ 组的时频域信号,其中,N为正整数;步骤S2,对所述时频域信号进行叠加平均处理,得到特征矩阵;步骤S3,计算所述特征矩阵的欧几里得距离矩阵,并根据阈值对所述欧几里得距离矩阵做二值化处理,生成顶点的邻点集;步骤S4,根据所述邻点集计算所述顶点的度,得到度矩阵;步骤S5,对所述度矩阵进行聚类处理,得到模板权重系数,并对所述模板权重系数进行归一化处理;步骤S6,对归一化处理后的模板权重系数进行迭代聚类处理,得到溯源结果值。

[0007] 本发明实施例的基于度信息的脑电特征电位溯源方法,弥补已有脑电信号溯源方法的不足,基于脑电特征信号中的事件相关去同步(同步)电位,对大脑alpha和beta波段的功率谱密度进行分析,基于脑网络和图论理论的相似性,采用图论中构建无向图的方法实现任务状态下大脑的溯源。

[0008] 另外,根据本发明上述实施例的基于度信息的脑电特征电位溯源方法还可以具有以下附加的技术特征:

[0009] 进一步地,在本发明的一个实施例中,所述预处理是将所述N个导联的脑电信号按

照顺序进行重新取参考、滤波和去基线。

[0010] 进一步地,在本发明的一个实施例中,所述小波变换分别在alpha波段和beta波段进行,将所述所述预处理后的数据从时域转化为时频域,进而得到所述时频域信号。

[0011] 进一步地,在本发明的一个实施例中,所述步骤S2包括:将所述 $N \times 2n$ 组的时频域信号以导联为单位分别在alpha波段和beta波段进行所述叠加平均处理,得到 $2N$ 组的时频信号;所述 $2N$ 组的时频信号分别在所述alpha波段和beta波段上,将基线静息态和任务态做时域和频域的求和;将求和结果在所述alpha波段和beta波段上,用动作态除以静息态得到 $2 \times N$ 的特征矩阵。

[0012] 进一步地,在本发明的一个实施例中,所述根据阈值对所述欧几里得距离矩阵做二值化处理,生成顶点的邻点集,进一步包括:利用所述阈值对所述欧几里得距离矩阵做二值化处理,高于所述阈值设为1,低于所述阈值设为0,将所述欧几里得距离矩阵变为无向图 $G=(V,E)$ ,所述无向图的顶点集与 $N$ 个导联一一对应,得到所述顶点的邻点集。

[0013] 进一步地,在本发明的一个实施例中,将所述欧几里得距离矩阵变换为 $1 \times N$ 的行向量,对所述行向量降序排列,截取排序前10%中的最小值作为所述阈值。

[0014] 进一步地,在本发明的一个实施例中,所述步骤S5包括:获取 $3 \times 1$ 维的导联位置矩阵;将所述 $3 \times 1$ 维的导联位置矩阵代入高斯聚类模板函数 $N(x,y,z)$ ,根据导联物理距离定义所述顶点的邻域,得到相对于所述顶点的模板权重系数。

[0015] 本发明附加的方面和优点将在下面的描述中部分给出,部分将从下面的描述中变得明显,或通过本发明的实践了解到。

## 附图说明

[0016] 本发明上述的和/或附加的方面和优点从下面结合附图对实施例的描述中将变得明显和容易理解,其中:

[0017] 图1为根据本发明实施例的基于度信息的脑电特征电位溯源方法流程图;

[0018] 图2为根据本发明实施例中采集脑电信号的导联位置以及各个导联的领域集合;

[0019] 图3为据本发明实施例中事件相关去同步(同步)电位脑地形分布图;

[0020] 图4为据本发明实施例中使用基于度信息的脑电特征电位溯源方法处理后的溯源脑地形图。

## 具体实施方式

[0021] 下面详细描述本发明的实施例,所述实施例的示例在附图中示出,其中自始至终相同或类似的标号表示相同或类似的元件或具有相同或类似功能的元件。下面通过参考附图描述的实施例是示例性的,旨在用于解释本发明,而不能理解为对本发明的限制。

[0022] 下面参照附图描述根据本发明实施例提出的基于度信息的脑电特征电位溯源方法。

[0023] 图1是本发明一个实施例的基于度信息的脑电特征电位溯源方法流程图。

[0024] 如图1所示,该基于度信息的脑电特征电位溯源方法包括以下步骤:

[0025] 在步骤S1中,利用脑电采集设备采集 $N$ 个导联的脑电信号和 $n$ 组脑电数据,将 $N$ 个导联的脑电信号进行预处理,并对预处理后的数据进行小波变换,得到 $N \times 2n$ 组的时频域信

号,其中,N为正整数。

[0026] 进一步地,在本发明的一个实施例中,预处理是将N个导联的脑电信号按照顺序进行重新取参考、滤波和去基线。

[0027] 进一步地,在本发明的一个实施例中,小波变换分别在alpha波段和beta波段进行,将预处理后的数据从时域转化为时频域,进而得到时频域信号。

[0028] 也就是说,如图2所示,使用脑电采集设备采集N个导联的脑电信号,采集n组脑电数据,并将信号分为基线静息态和任务态两类,将采集的原始脑电信号按照顺序进行重新取参考、滤波、去基线预处理,预处理完的数据进行小波变换,小波变换分别在alpha波段和beta波段进行,将信号从时域变换到时频域,得到 $N \times 2n$ 组时频域信号。

[0029] 在步骤S2中,对时频域信号进行叠加平均处理,得到特征矩阵。

[0030] 也就是说,分别在不同波段对时频域信号做叠加平均,求N个导联的事件相关同步(去同步)电位值,得特征矩阵ERDratio。

[0031] 进一步地,在本发明的一个实施例中,步骤S2包括:

[0032] 将 $N \times 2n$ 组的时频域信号以导联为单位分别在alpha波段和beta波段进行叠加平均处理,得到 $2N$ 组的时频信号;

[0033] 将 $2N$ 组的时频信号分别在alpha波段和beta波段上,将基线静息态和任务态做时域和频域的求和;

[0034] 将求和结果在alpha波段和beta波段上,用动作态除以静息态得到 $2 \times N$ 的特征矩阵。

[0035] 具体而言,将 $N \times 2n$ 组时频域数据以导联为单位分别在alpha波段和beta波段进行叠加平均后得到 $2N$ 组时频域信号,将 $2N$ 组时频域信号分别在alpha波段和beta波段上将基线静息态和任务态做时域和频域的求和,静息态时间从 $S_1$ 到 $E_1$ ,动作态时间从 $S_2$ 到 $E_2$ ,且满足 $E_2 - S_2 = E_1 - S_1$ ,求和结果分别在alpha波段和beta波段上用动作态除以静息态,得到一个 $2 \times N$ 的特征矩阵ERDratio,表示为:

$$[0036] \quad ERDratio_c = \frac{\sum_{f=l}^h \sum_{t=S_2}^{E_2} spe_c}{\sum_{f=l}^h \sum_{t=S_1}^{E_1} spe_c}$$

[0037] 其中,c为N中第c个导联,spe<sub>c</sub>为小波变换后的功率谱密度值,l是波段起始值,h是波段终止值;

[0038] 如图3所示,将ERDratio矩阵分别以alpha和beta波段在脑地形图上绘制。

[0039] 在步骤S3,计算特征矩阵的欧几里得距离矩阵,并根据阈值对欧几里得距离矩阵做二值化处理,生成顶点的邻点集。

[0040] 也就是说,求特征矩阵ERDratio中N个导联之间的欧几里得距离,根据阈值对欧几里得距离矩阵dist(p,q)作二值化处理,求得顶点v的邻点集。

[0041] 进一步地,在本发明的一个实施例中,根据阈值对欧几里得距离矩阵做二值化处理,生成顶点的邻点集,进一步包括:

[0042] 利用阈值对欧几里得距离矩阵做二值化处理,高于阈值设为1,低于阈值设为0,将欧几里得距离矩阵变为无向图 $G = (V, E)$ ,无向图的顶点集与N个导联一一对应,得到顶点的邻点集。

[0043] 其中,阈值为:将欧几里得距离矩阵变换为 $1 \times N$ 的行向量,对行向量降序排列,截取排序前10%中的最小值。

[0044] 具体地,求特征矩阵ERDratio中导联 $p$ 和 $q$ 的欧几里得距离,表示为欧几里得距离矩阵 $\text{dist}(p,q)$ :

$$[0045] \quad \text{dist}(p,q) = \sqrt{(p_\alpha - q_\alpha)^2 + (p_\beta - q_\beta)^2}$$

[0046] 将欧几里得距离矩阵作阈值筛选,首先将欧几里得距离矩阵变换为 $1 \times N$ 的行向量,作值由高到低的排序,取排序前10%中最小值作为阈值,利用该阈值对欧几里得距离矩阵作二值化处理,高于该阈值设为1,低于该阈值设为0,矩阵变为无向图 $G = (V, E)$ ,无向图顶点集与 $N$ 个导联一一对应, $(u, v)$ 表示为顶点 $u$ 与 $v$ 连边,得到 $v$ 的邻点集 $\text{IN}(v) = \{w \in V(G) \mid (v, w) \in E(G)\}$ 。

[0047] 在步骤S4,据邻点集计算顶点的度,得到度矩阵。

[0048] 具体而言,根据邻点集 $\text{IN}(v)$ 求 $v$ 的度 $\text{deg}(v) = |\text{IN}(v)|$ ,得到 $1 \times N$ 的行向量度矩阵 $\text{deg}$ 。

[0049] 在步骤S5,对度矩阵进行聚类处理,得到模板权重系数,并对模板权重系数进行归一化处理。

[0050] 也就是说,对步骤S4中求得的度矩阵 $\text{deg}$ 作聚类处理,得到 $v$ 的邻域顶点对 $v$ 的模板权重系数 $G_v(w)$ ,再归一化处理后得 $G'_v(w)$ 。

[0051] 进一步地,在本发明的一个实施例中,步骤S5包括:

[0052] 获取 $3 \times 1$ 维的导联位置矩阵;

[0053] 将 $3 \times 1$ 维的导联位置矩阵代入高斯聚类模板函数 $N(x, y, z)$ ,根据导联物理距离定义顶点的邻域,得到相对于顶点的模板权重系数。

[0054] 具体而言,根据导联分布位置 $3 \times 1$ 维矩阵 $\text{pos}(v)$ ,作度矩阵 $\text{deg}$ 的聚类处理,聚类基于高斯公式,表示如下:

$$[0055] \quad N(x, y, z) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}} \frac{1}{|\Sigma|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x, y, z)^T \Sigma (x, y, z)\right\}$$

[0056] 其中, $\Sigma$ 是 $3 \times 3$ 的协方差矩阵,表示为:

$$[0057] \quad \begin{pmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 \end{pmatrix}$$

[0058] 其中, $\sigma$ 为协方差,通常取作1,

[0059] 将 $3 \times 1$ 维的导联位置矩阵 $\text{pos}(v)$ 代入高斯聚类模板函数 $N(x, y, z)$ ,根据导联物理距离定义 $v$ 的邻域 $\text{PN}(v)$ ,如图2所示,得到顶点 $w$ 相对于顶点 $v$ 的模板权重系数,表示为:

$$[0060] \quad G_v(w) = N(\text{pos}(w) - \text{pos}(v)), w \in \text{PN}(v)$$

[0061] 归一化 $G_v(w)$ ,归一化过程表示如下:

$$[0062] \quad G'_v(w) = \frac{G_v(w)}{\sum_{w \in \text{PN}(v) \cup \{v\}} G_v(w)}, w \in \text{PN}(v) \cup \{v\}$$

[0063] 在步骤S6,归一化处理后的模板权重系数进行迭代聚类处理,得到溯源结果值。

[0064] 也就是说,将步骤S5中得到的 $G'_v(w)$ 作迭代聚类处理,得到第 $i$ 次第 $v$ 个导联的迭代结果,表示为 $Clu_i(v)$ ,即为该迭代次数下基于度信息的溯源结果值。

[0065] 具体而言,将得到的 $G'_v(w)$ 作迭代聚类处理,得到第 $i$ 次第 $v$ 个导联的迭代结果,表示为 $Clu_i(v)$ ,迭代聚类过程表示如下:

$$[0066] \quad Clu_0(v) = \text{deg}(v)$$

$$[0067] \quad Clu_{i+1}(v) = G'_v(v)Clu_i(v) + \sum_{w \in PN(v)} G'_v(w)Clu_i(w)$$

[0068] 其中, $i$ 为迭代次数, $i=0,1,2,3,\dots$

[0069] 迭代过程可简化为所有邻点的迭代模板的权重系数相等的形式,简化过程表示为如下规划:

$$[0070] \quad \min \sum_v \sum_{w \in PN(v)} (G'_v(w) - (1 - \lambda) \frac{1}{|PN(v)|})^2 + \sum_v (G'_v(v) - \lambda)^2$$

$$[0071] \quad 0 \leq \lambda \leq 1 \quad v \in V(G)$$

[0072] 简化后的迭代过程可表示如下:

$$[0073] \quad Clu_{i+1}(v) = \lambda Clu_i(v) + (1 - \lambda) \frac{1}{|PN(v)|} \sum_{w \in PN(v)} Clu_i(w)$$

[0074] 其中, $\lambda$ 是上述规划的最优解, $i=0,1,2,3,\dots$ 。

[0075] 如图4所示,使用基于度信息的脑电特征电位溯源方法处理后的溯源脑地形图,实现了基于度信息的脑电特征信号的脑网络溯源分析。

[0076] 根据本发明实施例提出的基于度信息的脑电特征电位溯源方法,根据事件相关同步(去同步)电位是脑电信号的典型特征电位这一基础,综合利用了alpha波段和beta波段两个出现特征信号的典型波段,弥补了脑电特征信号具有波段不确定性这一缺点,基于事件相关同步(去同步)电位构建了特征矩阵,有效的利用了特征信号具有强事件相关性这一特点,并基于导联的物理距离信息和特征矩阵欧几里得距离信息构建了度矩阵,将特征信号的强度和范围两个参量同时引入分析,弥补了信号单一参量评价不准确的缺点,同时也对尾迹信号进行了二次滤除,增强了溯源的精确性,实现了基于度信息的脑电特征信号的脑连接网络分析。

[0077] 此外,术语“第一”、“第二”仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括至少一个该特征。在本发明的描述中,“多个”的含义是至少两个,例如两个,三个等,除非另有明确具体的限定。

[0078] 在本说明书的描述中,参考术语“一个实施例”、“一些实施例”、“示例”、“具体示例”、或“一些示例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本发明的至少一个实施例或示例中。在本说明书中,对上述术语的示意性表述不必针对的是相同的实施例或示例。而且,描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。此外,在不相互矛盾的情况下,本领域的技术人员可以将本说明书中描述的不同实施例或示例以及不同实施例或示例的特征进行结

合和组合。

[0079] 尽管上面已经示出和描述了本发明的实施例,可以理解的是,上述实施例是示例性的,不能理解为对本发明的限制,本领域的普通技术人员在本发明的范围内可以对上述实施例进行变化、修改、替换和变型。

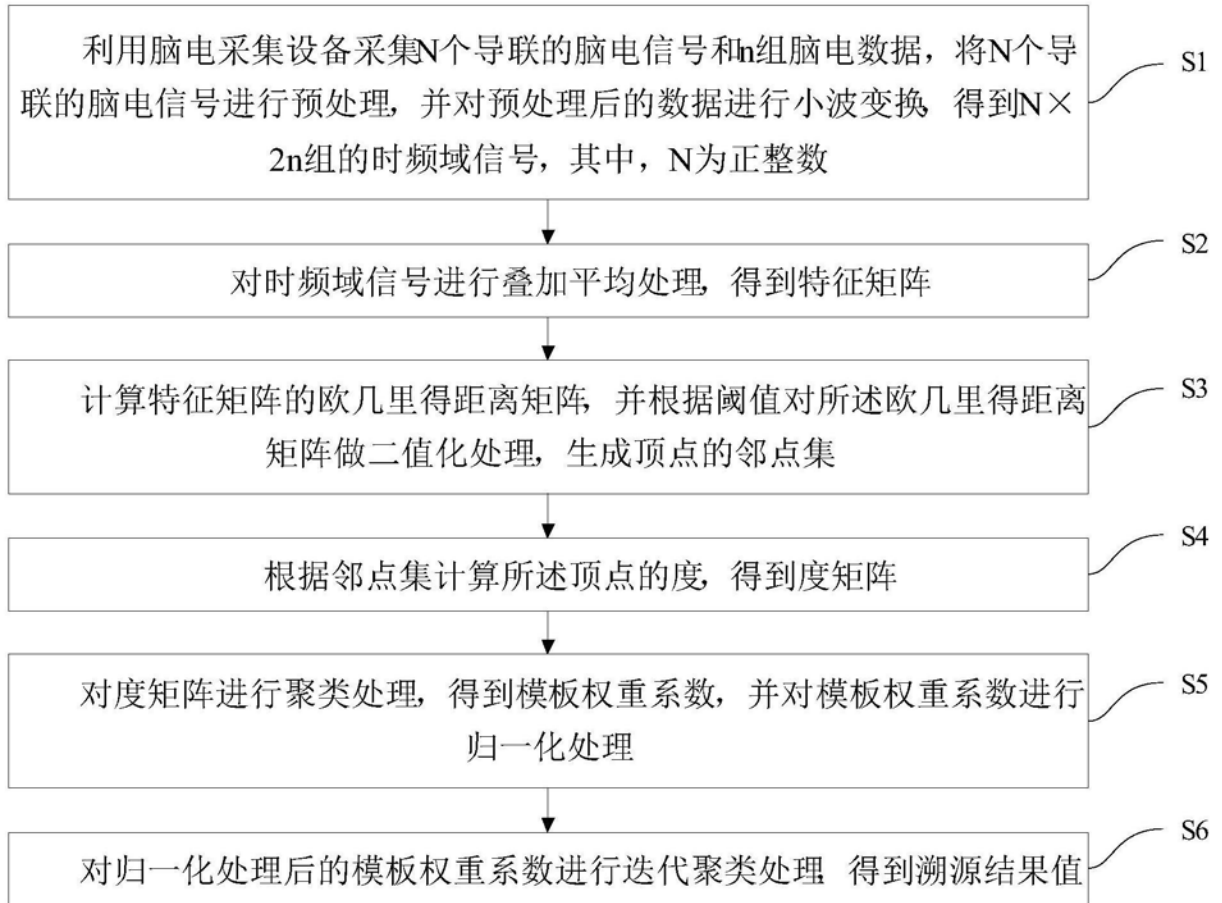


图1

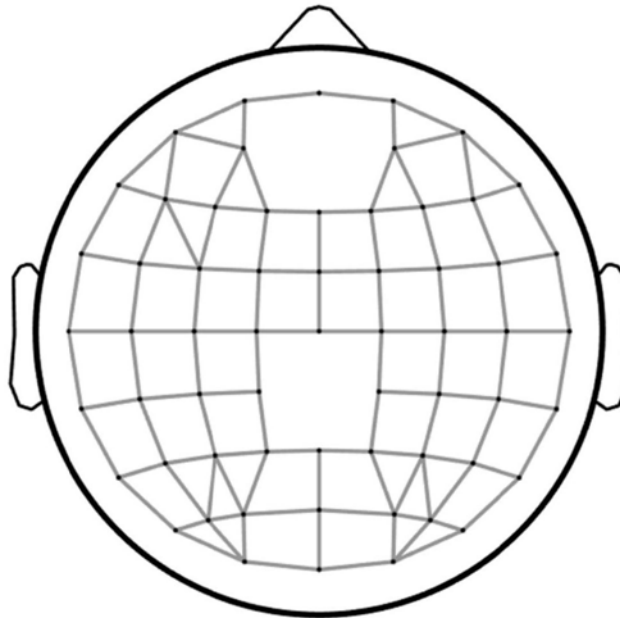


图2

Alpha

Beta

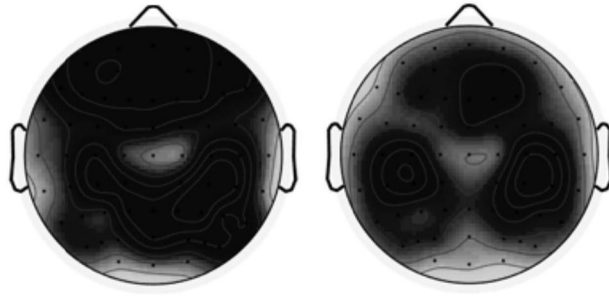


图3

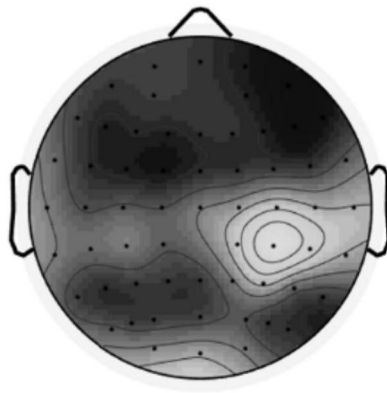


图4

专利名称(译)	基于度信息的脑电特征电位溯源方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110664400A</a>	公开(公告)日	2020-01-10
申请号	CN201910891136.9	申请日	2019-09-20
[标]申请(专利权)人(译)	清华大学		
申请(专利权)人(译)	清华大学		
当前申请(专利权)人(译)	清华大学		
[标]发明人	季林红 李翀 贾天宇 刘可 钱超		
发明人	季林红 李翀 贾天宇 刘可 钱超		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/725		
代理人(译)	王艳斌		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开了一种基于度信息的脑电特征电位溯源方法，该方法包括：利用脑电采集设备采集脑电信号，将脑电信号进行预处理，并对预处理后的数据进行小波变换，得到时频域信号；对时频域信号进行叠加平均处理，得到特征矩阵；基于特征矩阵构建欧几里得距离矩阵，并根据阈值对欧几里得距离矩阵做二值化处理，得到邻点集；根据邻点集构建度矩阵；对度矩阵进行聚类处理，计算模板权重系数，并对模板权重系数进行归一化处理；对归一化处理后的模板权重系数进行迭代聚类处理，得到溯源结果值。本发明实施例的方法弥补现有脑电信号溯源方法忽略人脑电特征信号分析的不足，增强了溯源的精确性，实现了基于度信息的脑电特征信号的脑连接网络分析。

