



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110575166 A

(43)申请公布日 2019.12.17

(21)申请号 201910939529.2

(22)申请日 2019.09.30

(71)申请人 北京信息科技大学

地址 100192 北京市海淀区清河小营东路
12号

(72)发明人 胡园园 罗倩

(74)专利代理机构 北京铭硕知识产权代理有限
公司 11286

代理人 沈浩 王秀君

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

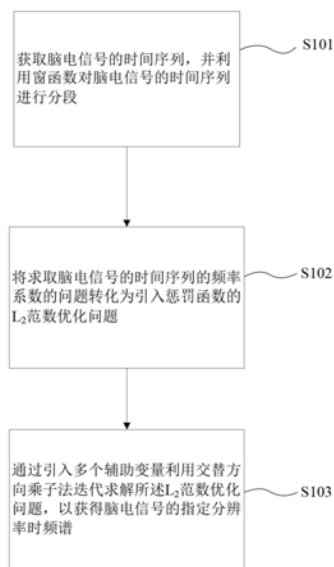
权利要求书1页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

用于人体脑电信号时频分析的方法及装置

(57)摘要

本发明提供了一种用于人体脑电信号时频分析的方法及装置。所述用于人体脑电信号时频分析的方法包括：获取脑电信号的时间序列，并利用窗函数对脑电信号的时间序列进行分段；将求取脑电信号的时间序列的频率系数的问题转化为引入惩罚函数的L₂范数优化问题；通过引入多个辅助变量利用交替方向乘法迭代求解所述L₂范数优化问题，以获得脑电信号的指定分辨率时频谱，其中，所述多个辅助变量中的一个辅助变量使用另一辅助变量在前一次迭代中的值被更新。



1. 一种用于人体脑电信号时频分析的方法,包括:

获取脑电信号的时间序列,并利用窗函数对脑电信号的时间序列进行分段;

将求取脑电信号的时间序列的频率系数的问题转化为引入惩罚函数的L₂范数优化问题;

通过引入多个辅助变量利用交替方向乘子法迭代求解所述L₂范数优化问题,以获得脑电信号的指定分辨率时频谱,其中,所述多个辅助变量中的一个辅助变量使用另一辅助变量在前一次迭代中的值被更新。

2. 如权利要求1所述的方法,其中,利用窗函数对脑电信号的时间序列进行分段的步骤包括:将脑电信号的时间序列划分为长度相等的多个时间窗。

3. 如权利要求2所述的方法,其中,所述L₂范数优化问题被描述为

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}, \mathbf{w}} \left\{ \sum_{n=1}^N \| \mathbf{y}_n - \mathbf{F} \mathbf{x}_n \|_2^2 + \beta \phi(\mathbf{w}) \right\} \quad \text{其中, } \mathbf{x}_n \text{ 为第 } n \text{ 个时间窗内的脑电信号的频率}$$

$$\text{s.t. } \mathbf{w}_n = \mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n-1}$$

系数, \mathbf{y}_n 为时间序列的第 n 个时间窗, \mathbf{F} 为实数傅里叶反基矩阵, $\phi(\mathbf{w})$ 为惩罚函数且被构造

$$\text{为 } \phi(\mathbf{w}) = \sum_{i=0}^{\text{Rank}(\mathbf{w})} \lambda_i, \quad \mathbf{w} \text{ 为惩罚矩阵, } \beta \text{ 为惩罚函数在优化问题中所占的比例且 } \beta > 0.$$

4. 如权利要求3所述的方法,其中,所述傅里叶反基矩阵中的元素为: $F_{m,k} = \cos(2\pi mk/K)$, $F_{m,k+K/2} = \sin(2\pi mk/K)$, 其中, $k=0, 1, \dots, K/2$, $m=0, 1, \dots, M-1$, 其中, M 为每个时间窗的长度, K 为每个时间窗的频率系数的数量。

5. 如权利要求1所述的方法,其中,所述多个辅助变量包括通过所述惩罚函数定义的惩罚矩阵、拉格朗日乘子矩阵以及归一化常数,其中,所述惩罚矩阵使用前一次迭代中的归一化常数的值被更新。

6. 如权利要求5所述的方法,其中,所述多个辅助变量在每次迭代更新时通过校正参数进行校正。

7. 如权利要求6所述的方法,其中,所述校正参数的取值范围为0.55至0.85。

8. 一种用于人体脑电信号时频分析的装置,包括:

分段单元,获取脑电信号的时间序列,并利用窗函数对脑电信号的时间序列进行分段;

转化单元,将求取脑电信号的时间序列的频率系数的问题转化为引入惩罚函数的L₂范数优化问题;

迭代求解单元,通过引入多个辅助变量利用交替方向乘子法迭代求解所述L₂范数优化问题,以获得脑电信号的指定分辨率时频谱,其中,所述多个辅助变量中的一个辅助变量使用另一辅助变量在前一次迭代中的值被更新。

9. 一种包括至少一个计算装置和至少一个存储指令的存储装置的系统,其中,所述指令在被所述至少一个计算装置运行时,促使所述至少一个计算装置执行如权利要求1至7中的任一权利要求所述的用于人体脑电信号时频分析的方法。

10. 一种存储指令的计算机可读存储介质,其中,当所述指令被至少一个计算装置运行时,促使所述至少一个计算装置执行如权利要求1到7中的任一权利要求所述的用于人体脑电信号时频分析的方法。

用于人体脑电信号时频分析的方法及装置

技术领域

[0001] 本公开总体上涉及人体脑电信号分析技术领域,具体涉及一种用于人体脑电信号时频分析的方法及装置。

背景技术

[0002] 人的脑电 (Electroencephalogram, EEG) 信号是由大脑皮层神经细胞突触后电位的同步激活和抑制所产生的。这些电位在大脑皮层上累积,并通过大脑覆盖物扩展到头皮。脑电图中有节律的活动代表大脑皮层神经元突触后电位活动的同步化,这种电位变化是由大量的皮层细胞和皮层下神经核的传入冲动共同作用所产生的。EEG信号是脑神经细胞群的电生理活动在头部皮肤表现的总体反映,直接表现出中枢神经系统的活动。EEG信号在许多领域都起到了重要作用。在生物医学方面,EEG信号已经成为医疗诊断和疾病治疗的有效手段;在认知研究方面,EEG信号成为研究人类思维起源的主要工具;在脑机接口 (BCI) 方面,EEG信号是人机交互的主要媒介,对EEG信号进行时频分析可以促进这些领域的研究应用与发展。

[0003] 非参数时频分析方法广泛应用于分析脑电信号这种非平稳生物信号,脑电信号的频谱具有时间平滑(连续)和频率稀疏的特点,当使用傅里叶变换、小波变换以及Gabor变换等经典的非参数时频分析方法分析此种信号时,由于这些变换是采用滑动窗口的方法来分析信号的变化,因此具有以下缺陷:首先,给定窗口的频谱变换没有完全捕获相邻窗口的频谱变化特征,因此得到的频谱不能完全捕捉信号时频谱中频率随时间平滑变化的特性,这是因为时间平滑性可能隐含在各个窗口的非重叠区域中;其次,窗函数的引入也会对信号的真实频谱造成一定的影响,从而导致谱泄露的问题;最后,测不准原理对由傅里叶变换分析的信号的时频谱的频率分辨率施加了严格的限制,因为频率分辨率与分析窗长度成反比,当信号的局部平稳长度小于滑动窗口的长度时,滑动窗口法就会失效。

发明内容

[0004] 为了解决上述问题,本公开提出一种用于人体脑电信号时频分析的方法及装置。

[0005] 根据本公开,提供一种用于人体脑电信号时频分析的方法,所述方法可包括:获取脑电信号的时间序列,并利用窗函数对脑电信号的时间序列进行分段;将求取脑电信号的时间序列的频率系数的问题转化为引入惩罚函数的 L_2 范数优化问题;通过引入多个辅助变量利用交替方向乘子法迭代求解所述 L_2 范数优化问题,以获得脑电信号的指定分辨率时频谱,其中,所述多个辅助变量中的一个辅助变量使用另一辅助变量在前一次迭代中的值被更新。

[0006] 根据本公开的一个实施例,利用窗函数对脑电信号的时间序列进行分段的步骤可包括:将脑电信号的时间序列划分为长度相等的多个时间窗。

[0007] 根据本公开的一个实施例,所述 L_2 范数优化问题可被描述为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} &= \arg \min_{\mathbf{x}, \mathbf{w}} \left(\sum_{n=1}^N \|\mathbf{y}_n - \mathbf{F}\mathbf{x}_n\|_2^2 \right) + \beta \phi(\mathbf{w}) \\ \text{s.t } \mathbf{w}_n &= \mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n-1} \end{aligned} \right\} \text{其中, } \mathbf{x}_n \text{ 为第 } n \text{ 个时间窗内的脑电信号的频率}$$

系数, \mathbf{y}_n 为时间序列的第 n 个时间窗, \mathbf{F} 为实数傅里叶反基矩阵, $\phi(\mathbf{w})$ 为惩罚函数且被构造

$$\text{为 } \phi(\mathbf{w}) = \sum_{i=0}^{\text{Rank}(\mathbf{w})} \lambda_i, \mathbf{w} \text{ 为惩罚矩阵, } \beta \text{ 为惩罚函数在优化问题中所占的比例且 } \beta > 0.$$

[0008] 根据本公开的一个实施例,所述傅里叶反基矩阵中的元素可以是: $F_{m,k} = \cos(2\pi mk/K)$, $F_{m,k+K/2} = \sin(2\pi mk/K)$, 其中, $k=0, 1, \dots, K/2$, $m=0, 1, \dots, M-1$, 其中, M 为每个时间窗的长度, K 为每个时间窗的频率系数的数量。

[0009] 根据本公开的一个实施例,所述多个辅助变量可包括通过所述惩罚函数定义的惩罚矩阵、拉格朗日乘子矩阵以及归一化常数,其中,所述惩罚矩阵可使用前一次迭代中的归一化常数的值被更新。

[0010] 根据本公开的一个实施例,所述多个辅助变量可在每次迭代更新时通过校正参数进行校正。

[0011] 根据本公开的一个实施例,所述校正参数的取值范围可以是 0.55 至 0.85。

[0012] 根据本公开,提供一种用于人体脑电信号时频分析的装置,所述装置可包括:分段单元,获取脑电信号的时间序列,并利用窗函数对脑电信号的时间序列进行分段;转化单元,将求取脑电信号的时间序列的频率系数的问题转化为引入惩罚函数的 L_2 范数优化问题;迭代求解单元,通过引入多个辅助变量利用交替方向乘子法迭代求解所述 L_2 范数优化问题,以获得脑电信号的指定分辨率时频谱,其中,所述多个辅助变量中的一个辅助变量使用另一辅助变量在前一次迭代中的值被更新。

[0013] 根据本公开的一个实施例,所述分段单元可利用窗函数将脑电信号的时间序列划分为长度相等的多个时间窗。

[0014] 根据本公开的一个实施例,所述 L_2 范数优化问题可被描述为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} &= \arg \min_{\mathbf{x}, \mathbf{w}} \left(\sum_{n=1}^N \|\mathbf{y}_n - \mathbf{F}\mathbf{x}_n\|_2^2 \right) + \beta \phi(\mathbf{w}) \\ \text{s.t } \mathbf{w}_n &= \mathbf{x}_n - \mathbf{x}_{n-1} \end{aligned} \right\} \text{其中, } \mathbf{x}_n \text{ 为第 } n \text{ 个时间窗内的脑电信号的频率}$$

系数, \mathbf{y}_n 为时间序列的第 n 个时间窗, \mathbf{F} 为实数傅里叶反基矩阵, $\phi(\mathbf{w})$ 为惩罚函数且被构造

$$\text{为 } \phi(\mathbf{w}) = \sum_{i=0}^{\text{Rank}(\mathbf{w})} \lambda_i, \mathbf{w} \text{ 为惩罚矩阵, } \beta \text{ 为惩罚函数在优化问题中所占的比例且 } \beta > 0.$$

[0015] 根据本公开的一个实施例,所述傅里叶反基矩阵中的元素可以是: $F_{m,k} = \cos(2\pi mk/K)$, $F_{m,k+K/2} = \sin(2\pi mk/K)$, 其中, $k=0, 1, \dots, K/2$, $m=0, 1, \dots, M-1$, 其中, M 为每个时间窗的长度, K 为每个时间窗的频率系数的数量。

[0016] 根据本公开的一个实施例,所述多个辅助变量可包括通过所述惩罚函数定义的惩罚矩阵、拉格朗日乘子矩阵以及归一化常数,其中,所述惩罚矩阵可使用前一次迭代中的归一化常数的值被更新。

[0017] 根据本公开的一个实施例,所述多个辅助变量可在每次迭代更新时通过校正参数

进行校正。

[0018] 根据本公开的一个实施例,所述校正参数的取值范围可以是0.55至0.85。

[0019] 根据本公开,提供一种系统,所述系统包括至少一个计算装置和至少一个存储指令的存储装置,其中,所述指令在被所述至少一个计算装置运行时,促使所述至少一个计算装置执行前述任一实施例所述的用于人体脑电信号时频分析的方法。

[0020] 根据本公开,提供一种存储指令的计算机可读存储介质,其中,当所述指令被至少一个计算装置运行时,促使所述至少一个计算装置执行前述任一实施例所述的用于人体脑电信号时频分析的方法。

[0021] 通过采用本公开,可消除加窗变换对人体脑电信号时频谱的时间分辨率与频率分辨率的影响,从而使得人体脑电信号时频谱同时具有高的时间分辨率和频率分辨率。

附图说明

[0022] 从下面结合附图对本公开的实施例的详细描述中,本公开的这些和/或其他方面和优点将变得更加清楚并更容易理解,其中:

[0023] 图1是根据本公开的实施例的用于人体脑电信号时频分析的方法的流程图;

[0024] 图2示出了根据本公开的实施例的用于人体脑电信号时频分析的装置的结构框图;

[0025] 图3示出了根据本公开的实施例的包括至少一个计算装置和至少一个存储指令的存储装置的系统的结构示意图。

具体实施方式

[0026] 根据需要,在此公开本公开的具体实施例;然而,应当理解的是,所公开的实施例仅为本公开的示例,其可以以各种可替代形式实施。附图无需按比例绘制;可夸大或最小化一些特征以示出特定组件的细节。因此,此处所公开的具体结构和功能细节不应被解释为限制,而仅仅作为用于教导本领域技术人员以多种形式利用本公开的代表性基础。

[0027] 对于时频谱满足时间连续且频率稀疏的人体脑电信号,本发明提供一种利用部分平行的交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers,ADMM)求解 L_2 范数问题以用于此种信号的时频分析的方法和装置。其主要原理在于,首先将人体脑电信号时频分析问题转化为 L_2 范数优化问题,然后将惩罚函数加入到优化问题中,接着使用部分平行ADMM求解 L_2 范数优化问题,从而在一定迭代次数后得到人体脑电信号的高分辨率时频谱。在一个测度空间上的平方可积函数(实值或复值)构成的函数空间上可以定义 L_2 范数, L_2 范数被定义为函数的绝对值的平方的积分的平方根。

[0028] 下面将参照附图描述根据本公开的实施例的用于人体脑电信号时频分析的方法及装置。

[0029] 图1是根据本公开的实施例的用于人体脑电信号时频分析的方法的流程图。

[0030] 如图1所示,在步骤S101,可获取脑电信号的时间序列,并利用窗函数对脑电信号的时间序列进行分段。

[0031] 作为示例,可将脑电信号的时间序列 y 分为每段长度为 M 的 N 段,也就是说,利用窗函数对脑电信号的时间序列进行分段的步骤可包括将脑电信号的时间序列划分为长度相

等的多个时间窗,因此整个信号待求的频率系数可以用矩阵表示为 $x \in \mathbb{R}^{K \times N}$, K 为脑电信号的每个时间窗的频率系数的数量, T 为脑电信号的时间序列的长度。可根据傅里叶反变换的原理将脑电信号的时间序列的第 n 个时间窗表示为:

$$[0032] \quad y_n = Fx_n + v_n \quad (1)$$

[0033] 在等式(1)中, n 表示第 n 个时间窗的序号, x_n 为每个时间窗内信号的频率系数, $y_n \in \mathbb{R}^M$, $v_n \sim N(0, \sigma^2)$ (即,均值为0、方差为 σ^2 的高斯噪声), $F \in \mathbb{R}^{M \times K}$ 为实数傅里叶反基矩阵,实数傅里叶反基矩阵中的元素为: $F_{m,k} = \cos(2\pi mk/K)$, $F_{m,k+K/2} = \sin(2\pi mk/K)$,其中, $k=0,1,\dots,K/2$, $m=0,1,\dots,M-1$ 。

[0034] 在步骤S102,可将求取脑电信号的时间序列的频率系数的问题转化为引入惩罚函数的 L_2 范数优化问题。

[0035] 具体地,在一个示例中,首先可将求取时间序列频率系数的问题转化成以下 L_2 范数优化问题:

$$[0036] \quad \hat{x} = \arg \min_x \sum_{n=1}^N \|y_n - Fx_n\|_2^2 \quad (2)$$

[0037] 然后,可通过惩罚函数定义惩罚矩阵 $w \in \mathbb{R}^{K \times N}$,惩罚矩阵的每一列可被定义为 $w_n \triangleq x_n - x_{n-1}$,将惩罚矩阵 w 进行奇异值分解 $w_{K \times N} \in U_{K \times K} \Sigma_{K \times N} V_{N \times N}^T$, Σ 为对角矩阵,对角线元素为 λ_i , $0 \leq i \leq \text{Rank}(w)$,并且对角元素值是按从大到小进行排列的,这些对角元素被称为奇异值,惩罚函数可被构造为:

$$[0038] \quad \phi(w) = \sum_{i=0}^{\text{Rank}(w)} \lambda_i \quad (3)$$

[0039] 从贝叶斯推理的角度来分析,该惩罚函数的构造相当于假设了随机矩阵 w 的先验概率密度函数,该密度函数为:

$$[0040] \quad f_\beta(w) = e^{-\beta\phi(w)} / z \quad (4)$$

[0041] 其中, β 为惩罚函数在优化问题中所占的比例,且 $\beta > 0$,也被称为正则化常数; z 为适当的归一化常数。最终,估计时间序列频率系数的优化问题可被描述如下:

$$[0042] \quad \left. \begin{aligned} \hat{x} &= \arg \min_{x,w} \left(\sum_{n=1}^N \|y_n - Fx_n\|_2^2 \right) + \beta\phi(w) \\ \text{s.t. } w_n &= x_n - x_{n-1} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

[0043] 接下来,在步骤S103,可通过引入多个辅助变量利用交替方向乘子法迭代求解所述 L_2 范数优化问题,以获得脑电信号的指定分辨率时频谱,其中,所述多个辅助变量中的一个辅助变量使用另一辅助变量在前一次迭代中的值被更新。在一个示例中,多个辅助变量可包括通过所述惩罚函数定义的惩罚矩阵、拉格朗日乘子矩阵以及归一化常数,其中,所述惩罚矩阵可使用前一次迭代中的归一化常数的值被更新。并且,多个辅助变量可在每次迭代更新时通过校正参数进行校正,校正参数的取值范围可以为0.55至0.85。

[0044] 具体地,继续上面的关于等式(1)至(4)的示例,等式(5)中的两个等式都含有未知参数,而约束条件使得未知参数 x 和 w 不能以分离的方式求解,但是部分平行ADMM的使用可以将全局问题分解为较小子问题来进行分离和迭代求解。部分平行ADMM通过引入辅助变量

来使目标函数式(5)中的未知参数可以分离求解。并且,为了描述简洁,用 $l_n(x_n)$ 代替目标函数式(5)中的 $\|y_n - Fx_n\|_2^2$ 。引入辅助变量后的优化问题可被描述如下:

$$[0045] \quad \left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} &= \arg \min_{\mathbf{x}, \mathbf{w}} \left(\sum_{n=1}^N l_n(\mathbf{x}_n) \right) + \beta \phi(\mathbf{w}) \\ \text{s.t. } \mathbf{x}_n &= \mathbf{z}_n \quad \mathbf{w}_n = \mathbf{z}_n - \mathbf{z}_{n-1} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

[0046] 进一步地,定义 $\mathbf{c}_n \triangleq \mathbf{z}_n - \mathbf{z}_{n-1} - \mathbf{w}_n$, $\mathbf{d}_n \triangleq \mathbf{z}_n - \mathbf{x}_n$ 。此时,问题的约束变为 $\mathbf{c}_n = \mathbf{d}_n = 0$ 。通过使用这种表示,引入惩罚参数为 ρ 的增强拉格朗日函数,如下所示:

$$[0047] \quad \begin{aligned} L_\rho(\mathbf{x}, \mathbf{z}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\alpha}) &= \beta \phi(\mathbf{w}) + \\ & \sum_{n=1}^N l_n(\mathbf{x}_n) + \boldsymbol{\lambda}_n^T \mathbf{c}_n + \boldsymbol{\alpha}_n^T \mathbf{d}_n + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{c}_n\|_2^2 + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{d}_n\|_2^2 \end{aligned} \quad (7)$$

[0048] 在等式(7)中, $\boldsymbol{\lambda}_n$ 、 $\boldsymbol{\alpha}_n$ 分别为拉格朗日乘子矩阵 $\boldsymbol{\lambda}$, $\boldsymbol{\alpha} \in \mathbb{R}^{N \times K}$ 的第 n 列。通过使用部分平行ADMM技术,将乘子 \mathbf{z} 和 \mathbf{w} 进行并行更新,其它乘子交替地更新,并在每次更新时对 \mathbf{z} 、 \mathbf{w} 、 $\boldsymbol{\lambda}$ 、 $\boldsymbol{\alpha}$ 进行校正,限定 $\mathbf{v} = (\mathbf{z}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\alpha})$,则待估计时间序列的频率系数可以通过交替、迭代地更新每个乘子来求解:

$$[0049] \quad \left. \begin{aligned} \mathbf{x}^{(m+1)} &= \arg \min_{\mathbf{x}} L_\rho(\mathbf{x}, \mathbf{z}^{(m)}, \mathbf{w}^{(m)}, \boldsymbol{\lambda}^{(m)}, \boldsymbol{\alpha}^{(m)}) \\ \mathbf{z}^{(m+1)} &= \arg \min_{\mathbf{z}} L_\rho(\mathbf{x}^{(m+1)}, \mathbf{z}, \mathbf{w}^{(m)}, \boldsymbol{\lambda}^{(m)}, \boldsymbol{\alpha}^{(m)}) \\ \mathbf{w}^{(m+1)} &= \arg \min_{\mathbf{w}} L_\rho(\mathbf{x}^{(m+1)}, \mathbf{z}^{(m)}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\lambda}^{(m)}, \boldsymbol{\alpha}^{(m)}) \\ \boldsymbol{\lambda}_n^{(m+1)} &= \boldsymbol{\lambda}_n^{(m)} + \rho(\mathbf{z}_n^{(m+1)} - \mathbf{z}_{n-1}^{(m+1)} - \mathbf{w}_n^{(m+1)}) \\ \boldsymbol{\alpha}_n^{(m+1)} &= \boldsymbol{\alpha}_n^{(m)} + \rho(\mathbf{z}_n^{(m+1)} - \mathbf{x}_n^{(m+1)}) \\ \mathbf{v}^{(m+1)} &= \mathbf{v}^{(m)} - c(\mathbf{v}^{(m)} - \mathbf{v}^{(m+1)}) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

[0050] 其中, m 为迭代次数, $\mathbf{v}^{(m)}$ 为上次迭代的各乘子的值, $\mathbf{v}^{(m+1)}$ 为本次迭代各乘子的值,校正参数 c 的取值范围可以为 $0.55 \sim 0.85$ 。

[0051] 综上所述,通过部分平行ADMM算法,将时间序列频率系数的估计问题转化为5个子问题的求解。上述“平行更新”并非真正意义的平行,其含义在于 \mathbf{w} 乘子的更新没有使用当前迭代的 \mathbf{z} 乘子的值,而是使用了前一次迭代中 \mathbf{z} 乘子的值。

[0052] 另外,如果在涉及数据量较大的情况下,在分布式计算框架(诸如,MapReduce)下,可以首先更新 \mathbf{x} ,然后平行更新 \mathbf{z} 和 \mathbf{w} ,最后平行更新对偶变量 $\boldsymbol{\lambda}$ 和 $\boldsymbol{\alpha}$ 。

[0053] 通过采用根据本申请的实施例的方法,在达到一定的迭代次数之后,求出的频率系数 \mathbf{x} 可以放映真实的人体脑电信号时频谱,并且该时频谱具有高的时间分辨率和频率分辨率。

[0054] 图2示出了根据本公开的实施例的用于人体脑电信号时频分析的装置200的结构框图。

[0055] 如图2所示,根据本公开的实施例的用于人体脑电信号时频分析的装置200可包括

分段单元201、转化单元202和迭代求解单元203。分段单元201可获取脑电信号的时间序列，并利用窗函数对脑电信号的时间序列进行分段。转化单元202可将求取脑电信号的时间序列的频率系数的问题转化为引入惩罚函数的 L_2 范数优化问题。迭代求解单元203可通过引入多个辅助变量利用交替方向乘子法迭代求解所述 L_2 范数优化问题，以获得脑电信号的指定分辨率时频谱，其中，所述多个辅助变量中的一个辅助变量使用另一辅助变量在前一次迭代中的值被更新。

[0056] 根据本发明的示例性实施例的用于人体脑电信号时频分析的装置所包括的各单元可被分别配置为执行特定功能的软件、硬件、固件或上述项的任意组合。例如，这些装置可对应于专用的集成电路，也可对应于纯粹的软件代码，还可对应于软件与硬件相结合的模块。此外，这些装置所实现的一个或多个功能也可由物理实体设备（例如，处理器、客户端或服务器等）中的组件来统一执行。以上结合图1示出的具体操作可分别由图2所示的用于人体脑电信号时频分析的装置中的相应单元来执行，这里，对于具体操作细节将不再赘述。

[0057] 图3示出了根据本公开的实施例的包括至少一个计算装置和至少一个存储指令的存储装置的系统的结构示意图。

[0058] 如图3所示，根据本公开的实施例提供的系统300可包括至少一个计算装置（例如，处理器）301和至少一个存储指令的存储装置302，其中，所述指令在被所述至少一个计算装置301运行时，促使所述至少一个计算装置301执行前述任一实施例所述的用于人体脑电信号时频分析的方法。

[0059] 所述计算装置可以部署在服务器或客户端中，也可以部署在分布式网络环境中的节点装置上。此外，所述计算装置可以是PC计算机、平板装置、个人数字助理、智能手机、web应用或其他能够执行上述指令集合的装置。这里，所述计算装置并非必须是单个的计算装置，还可以是任何能够单独或联合执行上述指令（或指令集）的装置或电路的集合体。计算装置还可以是集成控制系统或系统管理器的一部分，或者可被配置为与本地或远程（例如，经由无线传输）以接口互联的便携式电子装置。在所述计算装置中，处理器可包括中央处理器（CPU）、图形处理器（GPU）、可编程逻辑装置、专用处理器系统、微控制器或微处理器。作为示例而非限制，处理器还可包括模拟处理器、数字处理器、微处理器、多核处理器、处理器阵列、网络处理器等。

[0060] 根据本发明的示例性实施例的用于人体脑电信号时频谱分析的方法中所描述的操作可通过软件方式来实现，或者可通过硬件方式来实现，此外，还可通过软硬件结合的方式来实现这些操作。处理器可运行存储在存储部件之一中的指令或代码，其中，所述存储部件还可以存储数据。指令和数据还可经由网络接口装置而通过网络被发送和接收，其中，所述网络接口装置可采用任何已知的传输协议。存储部件可与处理器集成为一体，例如，将RAM或闪存布置在集成电路微处理器等之内。此外，存储部件可包括独立的装置，诸如，外部盘驱动、存储阵列或任何数据库系统可使用的其他存储装置。存储部件和处理器可在操作上进行耦合，或者可例如通过I/O端口、网络连接等互相通信，使得处理器能够读取存储在存储部件中的文件。此外，所述计算装置还可包括视频显示器（诸如，液晶显示器）和用户交互接口（诸如，键盘、鼠标、触摸输入装置等）。计算装置的所有组件可经由总线和/或网络而彼此连接。

[0061] 根据本发明的示例性实施例的用于人体脑电信号时频谱分析的方法所涉及的操作

作可被描述为各种互联或耦合的功能块或功能示图。然而,这些功能块或功能示图可被均等地集成为单个的逻辑装置或按照非确切的边界进行操作。

[0062] 例如,如上所述,提供一种包括至少一个计算装置和至少一个存储指令的存储装置的系统,其中,所述指令在被所述至少一个计算装置运行时,促使所述至少一个计算装置执行如参照图1描述的步骤S101至S103。也就是说,可由上述的计算装置来执行图1所示的用于人体脑电信号时频分析的方法。由于上面在图1中已经对用于人体脑电信号时频分析的方法进行了详细介绍,本发明对此部分的内容不再赘述。

[0063] 另外,根据本公开的实施例还提供一种存储指令的计算机可读存储介质,其中,当所述指令被至少一个计算装置运行时,促使所述至少一个计算装置执行前述任一实施例所述的用于人体脑电信号时频分析的方法。

[0064] 通过采用本公开,可消除加窗变换对人体脑电信号时频谱的时间分辨率与频率分辨率的影响,从而使得人体脑电信号时频谱同时具有高的时间分辨率和频率分辨率。

[0065] 虽然以上描述了示例性实施例,但是并不意在这些实施例描述了本公开的所有可能形式。更确切地,说明书中使用的词语为描述性词语而非限制性词语,并且应理解,可在不脱离本公开的精神和范围的情况下作出各种改变。此外,可组合各种实现的实施例的特征以形成本公开的进一步的实施例。

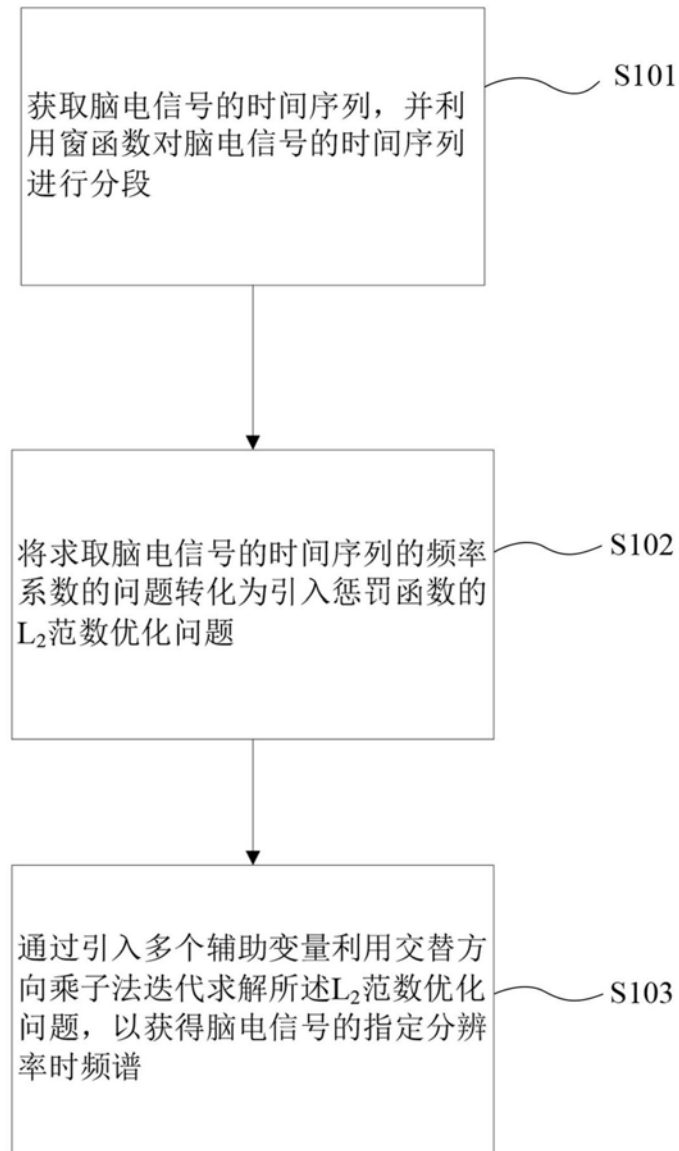


图1



图2

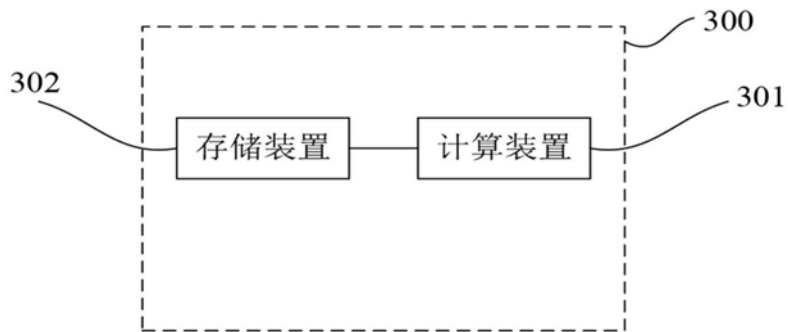


图3

专利名称(译)	用于人体脑电信号时频分析的方法及装置		
公开(公告)号	CN110575166A	公开(公告)日	2019-12-17
申请号	CN201910939529.2	申请日	2019-09-30
[标]申请(专利权)人(译)	北京信息科技大学		
申请(专利权)人(译)	北京信息科技大学		
当前申请(专利权)人(译)	北京信息科技大学		
[标]发明人	胡园园 罗倩		
发明人	胡园园 罗倩		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/7235 A61B5/7257		
代理人(译)	沈浩 王秀君		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供了一种用于人体脑电信号时频分析的方法及装置。所述用于人体脑电信号时频分析的方法包括：获取脑电信号的时间序列，并利用窗函数对脑电信号的时间序列进行分段；将求取脑电信号的时间序列的频率系数的问题转化为引入惩罚函数的L₂范数优化问题；通过引入多个辅助变量利用交替方向乘法迭代求解所述L₂范数优化问题，以获得脑电信号的指定分辨率时频谱，其中，所述多个辅助变量中的一个辅助变量使用另一辅助变量在前一次迭代中的值被更新。

