



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110269609 A

(43)申请公布日 2019.09.24

(21)申请号 201910609879.2

(22)申请日 2019.07.08

(71)申请人 江苏理工学院

地址 213001 江苏省常州市中吴大道1801号

(72)发明人 吴全玉 张文强 张文悉 吴志斌
李姝 陶为戈 潘玲俊 王烨
刘晓杰

(74)专利代理机构 常州佰业腾飞专利代理事务所(普通合伙) 32231

代理人 顾翰林

(51)Int.Cl.

A61B 5/0476(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书3页 说明书6页 附图3页

(54)发明名称

基于单通道的脑电信号中眼电伪迹分离方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于单通道的脑电信号中眼电伪迹分离方法,包括:S1对单通道采集的待分离脑电信号进行自适应噪声完备经验模态分解,得到n个模态分量作为观测信号,脑电信号中混有眼电伪迹;S2将观测信号的卷积混合模型转化为瞬时混合模型 $x(t)=As(t)$,观测信号由2维源信号卷积混合而成;S3基于脑电信号中眼电伪迹和纯净的脑电信号之间的相互独立性,根据联合快对角化原理和转化为瞬时混合模型的观测信号建立代价函数 $J(W)$;S4根据共轭梯度法对代价函数 $J(W)$ 进行迭代寻优,得到逆矩阵 W 的估计值 W ;S5根据逆矩阵 W 的估计值 W ,计算得到纯净的脑电信号 $s(t) = W x(t)$,实现脑电信号中分离出眼电伪迹,其采用盲反卷积的分离方法,分离出脑电信号中的眼电伪迹,大大提高了分离精度,得到精确的纯净的脑电信号。



1. 一种基于单通道的脑电信号中眼电伪迹分离方法,其特征在于,包括:

S1对单通道采集的待分离脑电信号进行自适应噪声完备经验模态分解,得到n个模态分量作为观测信号,所述脑电信号中混有眼电伪迹;

S2将所述观测信号的卷积混合模型转化为瞬时混合模型 $x(t) = As(t)$,所述观测信号由2维源信号卷积混合而成;

其中,t为脑电信号的采样时间点,n维观测信号 $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_K(t)]$,m维源信号 $s(t) = [s_1^T(t), s_2^T(t), \dots, s_m^T(t)]^T$,混合矩阵 $A = (A_{ij})$,

$$A_{ij} = \begin{bmatrix} h_{ij}(0) & \cdots & h_{ij}(l-1) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & h_{ij}(0) & \cdots & h_{ij}(l-1) & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & h_{ij}(0) & \cdots & h_{ij}(l-1) \end{bmatrix}; h_{ij} \text{ 表示是第 } j \text{ 个源信号到第 } i \text{ 个观测}$$

点的卷积混合过程,用FIR滤波器表示, $i=1, 2, \dots, K, j=1, 2, \dots, m, l$ 表示滤波器的阶数;

S3基于脑电信号中眼电伪迹和纯净的脑电信号之间的相互独立性,根据联合快对角化原理和转化为瞬时混合模型的观测信号建立代价函数 $J(W)$;

$$\min : J(W) = \sum_{q=1}^Q \|\text{offbdia}g[W R_x(\tau_q) W^H]\|_F^2$$

其中, $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的Frobenius范数,offbdia表示矩阵的非对角块部分,W表示混合矩阵A的逆矩阵; τ_q 表示时延, $q=1, 2, \dots, Q$; W^H 表示W的共轭转置矩阵; $R_x(\tau_q)$ 表示观测信号 $x(t)$ 在时延 τ_q 下的自相关矩阵,且 $R_x(\tau_q) = A R_s(\tau_q) A^H$, A^H 表示混合矩阵A的共轭转置矩阵;

S4根据共轭梯度法对代价函数 $J(W)$ 进行迭代寻优,得到逆矩阵W的估计值 \hat{W} ;

S5根据逆矩阵W的估计值 \hat{W} ,计算得到纯净的脑电信号 $\hat{s}(t) = \hat{W} x(t)$,实现脑电信号中分离出眼电伪迹。

2. 如权利要求1所述的脑电信号中眼电伪迹分离方法,其特征在于,在步骤S1中包括:

S11在观测信号中加入高斯白噪声得到构造信号 $x_j(t) = x(t) + \sigma_0 w^j(t)$,其中,x(t)为观测信号, σ_0 为求第1个模态分量时的噪声标准差, $w^j(t)$ 为服从 $N(0, 1)$ 分布的白噪声, $j=1, 2, \dots, N$;

S12对构造信号 $x_j(t)$ 进行N次EMD分解得到N个第一阶分量,并对分量取均值,得第一个模态分量 $IMF_1(t)$ 和第一个余量信号 $r_1(t)$:

$$IMF_1(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N IMF_1^j(t) = \overline{IMF_1}(N)$$

$$r_1(t) = x(t) - IMF_1(t);$$

S13判断余量信号 $r_1(t)$ 的极值点个数是否超过两个,若是,对EMD分解到的第一阶模态算子加入第一阶余量信号 $r_1(t)$ 构成信号 $r_1(t) + \sigma_1 M_1[w^j(t)]$ 进行EMD分解得到第二个模态分量 $IMF_2(t)$:

$$IMF_2(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N M_1 \{ r_1(t) + \sigma_1 M_1 [w^j(t)] \}$$

其中, σ_1 表示求第2个模态分量时的噪声标准差, $M_a[\cdot]$ 定义为对信号进行EMD分解后的第a个IMF模态的算子, $M_1[w^j(t)]$ 为EMD分解产生的第一个模态的算子, $w^j(t)$ 表示第j次分解添加的高斯白噪声;

S14循环步骤S13进行分解, 直到判断前一层模态分解得到的余量信号的极值点个数不超过两个, 停止分解, 得到最终的余量信号R(t) :

$$R(t) = x(t) - \sum_{k=1}^K IMF_k$$

其中, K表示模态分解的次数; k表示模态分解的层数, $k=1, 2, \dots, K$;

原始信号x(t)被分解为:

$$x(t) = R(t) + \sum_{k=1}^K IMF_k$$

在第k层分解, 计算第k个余量信号 $r_k(t)$ 和第k+1个模态分量 $IMF_{k+1}(t)$:

$$r_k(t) = r_{k-1} - IMF_k(t)$$

$$IMF_{k+1}(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N M_1 \{ r_k(t) + \sigma_k M_k [w^j(t)] \}$$

其中, $IMF_k(t)$ 表示第k个模态分量, σ_k 表示求第k+1个模态分量时的噪声标准差。

3. 如权利要求2所述的脑电信号中眼电伪迹分离方法, 其特征在于, EMD分解为:

S01找出观测信号x(t)的局部极值点, 使用插值法对局部极小值点形成下包络 $emint(t)$ 、对局部极大值形成上包络 $emax(t)$;

S02根据公式 $m(t) = (emint(t) + emax(t)) / 2$ 计算均值, 进而计算: 差值 $d(t) = x(t) - m(t)$;

S03若差值 $d(t)$ 满足预先设定的IMF函数要求, 则将差值 $d(t)$ 作为该次分解的模态分量; 若不满足, 则差值 $d(t)$ 重复步骤S01和步骤S02中观测信号x(t)的操作, 进行迭代, 直到差值 $d(t)$ 满足IMF函数要求, 输出模态分量。

4. 如权利要求3所述的脑电信号中眼电伪迹分离方法, 其特征在于, 在步骤S03中, IMF函数要求为: 在整个时间范围内, 局部极值点和过零点的数目相等或相差一个; 及在任意时刻点, 局部最大值的包络和局部最小值的包络的平均值为零。

5. 如权利要求1或2或3所述的脑电信号中眼电伪迹分离方法, 其特征在于, 在步骤S2中:

观测信号 $x_i(t)$ 的卷积混合模型为:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^m \sum_{p=0}^{l-1} h_{ij}(p) s_j(t-p)$$

其中, l表示滤波器的阶数, $p=1, 2, \dots, (l-1)$;

设定长度为w的时间窗, 且满足 $Kw \geq m(w+1-1)$, 则t时刻脑电信号的观测信号 $x_i(t)$ 为:

$$x_i(t) = [x_i(t), x_i(t-1), \dots, x_i(t-w+1)]^T$$

写成矢量形式得到:

$$x(t) = [x_1^T(t), x_2^T(t), \dots, x_n^T(t)]^T$$

以此,卷积混合模型可以写为 $x(t) = As(t)$,完成脑电信号混合模型到瞬时混合模型的转换。

6. 如权利要求5所述的脑电信号中眼电伪迹分离方法,其特征在于,在步骤S3中,源信号 $s(t)$ 的自相关矩阵 $R_s(\tau)$ 为分块对角矩阵:

$$R_s(\tau) = E\{s(t)s^H(t-\tau)\} = bdiag\{[R_{s_1}(\tau), R_{s_2}(\tau), \dots, R_{s_m}(\tau)]\}$$

其中, τ 为时延, H 表示 $s(t-\tau)$ 示的共轭转置矩阵, $R_{s_j}(\tau) = E\{s_j(t)s_j^H(t-\tau)\}$ 观测信号 $x(t) = As(t)$ 的自相关矩阵 $R_x(\tau)$ 为:

$$R_x(\tau) = AR_s(\tau)A^H$$

使用逆矩阵进行表示:

$$WR_x(\tau)W^H = R_s(\tau)$$

根据联合快对角化原理,取多个时延 $\tau_q, q=1, 2, \dots, Q$,求得多个 $R_x(\tau_q)$;

建立代价函数 $J(W)$,使得 $WR_x(\tau_q)W^H$ 的非对角块部分趋近零:

$$\min : J(W) = \sum_{q=1}^Q \|\text{offbdiag}[WR_x(\tau_q)W^H]\|_F^2$$

其中, $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的Frobenius范数, offbdiag表示矩阵的非对角块部分。

7. 如权利要求6所述的脑电信号中眼电伪迹分离方法,其特征在于,在步骤S4的共轭梯度法中,迭代公式为:

$$W_{k+1} = W_k + \alpha_k d_k$$

$$\beta_k = \frac{g_{k+1}^H g_{k+1}}{g_k^H g_k}$$

$$d_{k+1} = -g_{k+1} + \beta_k d_k$$

其中, α_k 为步长因子,通过强Wolfe线性搜索方法产生; d_k 与 β_k 由给定 d_0 迭代得到, $d_0 = -g_0; g_k$ 计算式为:

$$g_k = 2 \sum_{q=1}^Q \{ [\text{offbdiag}(W_k R_x(\tau_q) W_k^H) W_k R_x^H(\tau_q)] + [\text{offbdiag}(W_k R_x(\tau_q) W_k^H)^H W_k R_x(\tau_q)] \} = \nabla J(W_k)。$$

8. 如权利要求7所述的脑电信号中眼电伪迹分离方法,其特征在于,在步骤S4中,

S41对时延 $\tau=0$ 时的自相关矩阵 $R_x(0)$ 进行特征值分解,得到 $R_x(0) = V D V^H$,其中, V 为特征向量矩阵, D 为特征值矩阵;将特征值矩阵 D 中的特征值按照降序排列,构造白化矩阵 $\Lambda = D^{-\frac{1}{2}} V^H$,进而根据该白化矩阵对观测信号 $x(t)$ 进行白化处理;

S42设定逆矩阵 W 的初始值 W_0 ,并对初始值进行标准化,给出终止阈值 $\epsilon > 0$,初始值令 $k=0$;

S43计算 $g_0 = \nabla J(W_0)$ 的值,并令 $d_0 = -g_0$;

S44根据逆矩阵 W 的迭代式,计算 W_{k+1} ,并进行标准化 $W_{k+1} = W_{k+1} / \|W_{k+1}\|_F$;

S45判断 $\|W_{k+1} - W_k\|_F \leq \epsilon$ 是否成立,若成立,停止迭代,输出 $W = W_{k+1}$;

S46令 n_{dim} 为逆矩阵 W 的维数,若 $k = n_{dim}$,令 $k = k+1, W_0 = W_{k+1}$ 并跳转至步骤S43;分别计算 g_{k+1} 和 d_{k+1} ,跳转至步骤S44。

基于单通道的脑电信号中眼电伪迹分离方法

技术领域

[0001] 本发明涉及信号处理技术领域,尤其涉及一种脑电信号中眼电伪迹分离方法。

背景技术

[0002] 人的大脑中含有很多重要的信息,人们也在持续不断的对大脑进行研究,由于脑电信号中包含了大量的脑部信息,是以对于脑电信号的研究一直是大脑研究的重点。

[0003] 由于脑电信号具有随机性及非平稳性强、非线性、信号微弱、噪声干扰强等特点,外界的刺激、生理条件变化、药物影响等都会影响脑电信号的采集。此外,微伏(μ V)级的脑电信号还容易受到眼动(EOG)、肌电(EMG)、心电(ECG)等干扰,导致了脑电信号无法用数学公式准确地表述,采集到的脑电信号又极易受到来自采集设备等引入的眼电伪迹、肌电伪迹等附加噪声的干扰,严重影响了脑电信号的真实性,使得对脑电信号的分析处理变得十分复杂。尤其是针对单通道脑电信号的分析,由于缺少参考的眼电信号,且精度低,祛除伪迹较为困难。

[0004] 目前,针对脑电信号中眼电伪迹祛除方法的研究已经取得了较多的成果,但是,大部分的方法针对的是多通道脑电信号的眼电伪迹祛除。应用较多的方法有主成分分析(PCA)和独立成分分析(ICA)等方法,其中,主成分分析方法通过比较同时记录的脑电信号和眼电信号,分析信号中的主成分,判断眼电伪迹后祛除;独立成分分析则是假设各个原始信号S是相互独立的,原始信号S经与矩阵A计算得到观测信号X,即脑电传感器采集的含有眼电伪迹的观测信号;之后,通过选取合适的目标函数并求解出分离矩阵W,从而将独立分量从观测信号中分离出来。但是主成分分析和独立成分分析方法中均存在成分选择的问题,需要人为的进行判断,且精度要求高,需要较多的脑电数据通道。

[0005] 在单通道脑电信号中眼电伪迹祛除的研究中。最初人们采用软硬阈值的方法寻找眼电伪迹并祛除,但是当眼电伪迹幅度和脑电信号幅度相接近时,会导致脑电信号中的有效信息被滤除。此后又提出了基于小波变换和集合经验模态分解(EEMD)的眼电伪迹分离方法,通过小波变化和集合经验模态分解等方法将脑电信号分解为多组脑电信号数据,再通过模糊熵、近似熵、Birge-Massart策略等判别方法确定滤除眼电伪迹的阈值。但是,小波变换方法中小波基的选取需要人为干预,不满足自适应要求;经验模态分解方法容易造成模态混叠,影响眼电伪迹判别的准确性。

发明内容

[0006] 针对上述现有技术的不足,本发明提供了一种基于单通道的脑电信号中眼电伪迹分离方法,有效解决了单通道采集的脑电信号中眼电伪迹噪声大,导致脑电信号精度不高的问题。

[0007] 为了实现上述目的,本发明通过以下技术方案实现:

[0008] 一种基于单通道的脑电信号中眼电伪迹分离方法,包括:

[0009] S1对单通道采集的待分离脑电信号进行自适应噪声完备经验模态分解,得到n个

模态分量作为观测信号,所述脑电信号中混有眼电伪迹;

[0010] S2将所述观测信号的卷积混合模型转化为瞬时混合模型 $x(t) = As(t)$, 所述观测信号由2维源信号卷积混合而成;

[0011] 其中, t 为脑电信号的采样时间点, n 维观测信号 $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_K(t)]$, m 维源信号 $s(t) = [s_1^T(t), s_2^T(t), \dots, s_m^T(t)]^T$, 混合矩阵 $A = (A_{ij})$,

$$A_{ij} = \begin{bmatrix} h_{ij}(0) & \cdots & h_{ij}(l-1) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & h_{ij}(0) & \cdots & h_{ij}(l-1) & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & h_{ij}(0) & \cdots & h_{ij}(l-1) \end{bmatrix}; h_{ij} \text{ 表示是第 } j \text{ 个源信号到第 } i \text{ 个观测}$$

点的卷积混合过程,用FIR滤波器表示, $i=1, 2, \dots, K, j=1, 2, \dots, m, l$ 表示滤波器的阶数;

[0012] S3基于脑电信号中眼电伪迹和纯净的脑电信号之间的相互独立性,根据联合快对角化原理和转化为瞬时混合模型的观测信号建立代价函数 $J(W)$;

$$[0013] \min : J(W) = \sum_{q=1}^Q \|\text{offbdiag}[WR_x(\tau_q)W^H]\|_F^2$$

[0014] 其中, $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的Frobenius范数, offbdiag表示矩阵的非对角块部分, W 表示混合矩阵 A 的逆矩阵; τ_q 表示时延, $q=1, 2, \dots, Q$; W^H 表示 W 的共轭转置矩阵; $R_x(\tau_q)$ 表示观测信号 $x(t)$ 在时延 τ_q 下的自相相关矩阵, 且 $R_x(\tau_q) = AR_S(\tau_q)A^H$, A^H 表示混合矩阵 A 的共轭转置矩阵;

[0015] S4根据共轭梯度法对代价函数 $J(W)$ 进行迭代寻优,得到逆矩阵 W 的估计值 \tilde{W} ;

[0016] S5根据逆矩阵 W 的估计值 \tilde{W} , 计算得到纯净的脑电信号 $\tilde{s}(t) = \tilde{W}x(t)$, 实现脑电信号中分离出眼电伪迹。

[0017] 本发明提供的基于单通道的脑电信号中眼电伪迹分离方法,采用自适应噪声完备经验模态分解(CEEMDAN)方法将单通道脑电信号传感器采集的脑电信号分解为多维的信号数据(即脑电信号的观测信号),更易于从脑电信号中分辨出眼电伪迹成分。在对CEEMDAN分解后的多维脑电信号数据进行眼电伪迹分离时,考虑到脑电信号传输的多向性和时延性,采用卷积混合模型的描述方法更符合脑电信号的传播模型,以此采用盲反卷积的分离方法,分离出脑电信号中的眼电伪迹,大大提高了分离的精度,得到精确的纯净的脑电信号。

附图说明

[0018] 结合附图,并通过参考下面的详细描述,将会更容易地对本发明有更完整的理解并且更容易地理解其伴随的优点和特征,其中:

[0019] 图1为本发明中多脑电信号中眼电伪迹分离方法流程图;

[0020] 图2为本发明中原始脑电信号图;

[0021] 图3为本发明中Fp1通道10s脑电信号经CEEMDAN分解后得到的多个模态分量的时域图;

[0022] 图4为本发明中分离后的脑电信号与分离的噪声对比图;

[0023] 图5为本发明中原始脑电信号与眼电伪迹分离后的脑电信号对比图。

具体实施方式

[0024] 为使本发明的内容更加清楚易懂,以下结合说明书附图,对本发明的内容作进一步说明。当然本发明并不局限于该具体实施例,本领域内的技术人员所熟知的一般替换也涵盖在本发明的保护范围内。

[0025] 针对现有单通道采集的脑电信号中眼电伪迹噪声大导致脑电信号精度不高的问题,本发明提供了一种基于单通道的脑电信号中眼电伪迹分离方法,如图1所示,该脑电信号中眼电伪迹分离方法中包括:

[0026] S1对单通道采集的待分离脑电信号进行CEEMDAN分解,得到n个模态分量作为观测信号,脑电信号中混有眼电伪迹;

[0027] S2将观测信号的卷积混合模型转化为瞬时混合模型 $x(t) = As(t)$, 观测信号由2维源信号卷积混合而成;

[0028] 其中, t 为脑电信号的采样时间点, K 维观测信号 $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_K(t)]$, m 维源信号 $s(t) = [s_1^T(t), s_2^T(t), \dots, s_m^T(t)]^T$, 混合矩阵 $A = (A_{ij})$,

$$A_{ij} = \begin{bmatrix} h_{ij}(0) & \cdots & h_{ij}(l-1) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & h_{ij}(0) & \cdots & h_{ij}(l-1) & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & h_{ij}(0) & \cdots & h_{ij}(l-1) \end{bmatrix}; h_{ij} \text{ 表示是第 } j \text{ 个源信号到第 } i \text{ 个观测}$$

点的卷积混合过程,用FIR滤波器表示, $i=1, 2, \dots, K, j=1, 2, \dots, m, l$ 表示滤波器的阶数;

[0029] S3基于脑电信号中眼电伪迹和纯净的脑电信号之间的相互独立性,根据联合快对角化原理和转化为瞬时混合模型的观测信号建立代价函数 $J(W)$;

$$[0030] \min : J(W) = \sum_{q=1}^Q \|\text{offbdiag}[WR_x(\tau_q)W^H]\|_F^2$$

[0031] 其中, $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的Frobenius范数, offbdiag表示矩阵的非对角块部分, W 表示混合矩阵 A 的逆矩阵; τ_q 表示时延, $q=1, 2, \dots, Q$; W^H 表示 W 的共轭转置矩阵; $R_x(\tau_q)$ 表示观测信号 $x(t)$ 在时延 τ_q 下的自相关矩阵, 且 $R_x(\tau_q) = AR_S(\tau_q)A^H$, A^H 表示混合矩阵 A 的共轭转置矩阵;

[0032] S4根据共轭梯度法对代价函数 $J(W)$ 进行迭代寻优,得到逆矩阵 W 的估计值 \tilde{W} ;

[0033] S5根据逆矩阵 W 的估计值 \tilde{W} , 计算得到纯净的脑电信号 $\tilde{s}(t) = \tilde{W}x(t)$, 实现脑电信号中分离出眼电伪迹。

[0034] 在该脑电信号中眼电伪迹分离方法中, 观测信号具体为通过脑电信号传感器直接采集的脑电信号, 信号中混有眼电信号, 作为噪声影响脑电信号信号的精度; 源信号为单独的脑电信号和眼电信号, 算法对采集的观测信号进行处理, 分离脑电信号和眼电信号, 纯净的脑电信号为分离后的脑电信号。

[0035] 在步骤S3中, 自相关矩阵 $R_x(\tau_q)$ 推导如下:

[0036] 由于源信号 $s(t)$ 相互独立, 且同一源信号在不同的时延 τ 下是相关的, 故源信号 $s(t)$ 的自相关矩阵 $R_S(\tau)$ 为分块对角矩阵:

$$[0037] R_S(\tau) = E\{s(t)s^H(t-\tau)\} = \text{bdiag}\{[R_{s_1}(\tau), R_{s_2}(\tau), \dots, R_{s_m}(\tau)]\}$$

[0038] 其中, $R_{s_j}(\tau) = E\{s_j(t)s_j^H(t-\tau)\}$;

[0039] 由源信号 $s(t)$ 的自相关矩阵 $R_S(\tau)$ 对式 $x(t) = As(t)$ 求自相关可得:

[0040] $R_x(\tau) = A R_S(\tau) A^H$

[0041] 对于时延 τ , 取多个延时 $\tau_q, q=1, 2, \dots, Q$, 得:

[0042] $R_x(\tau_q) = A R_S(\tau_q) A^H$ 。

[0043] 以下通过一实例对该脑电信号中眼电伪迹分离方法进行进一步的说明:

[0044] 以PhysioNet数据库中的CHB-MIT头皮脑电数据库中的脑电信号为数据来源,选取靠近眼部的电极Fp1处采集(采样频率为256Hz,参考电极为左耳垂)的10s脑电信号进行眼电伪迹分离,原始包含眼电伪迹的脑电信号如图2所示,其中,横坐标为采样点,纵坐标为幅值(μ V)。

[0045] 采集到脑电信号之后,随即进入步骤S1,对其进行CEEMDAN分解,得到n个模态分量作为观测信号,具体:

[0046] S11在观测信号中加入高斯白噪声得到构造信号 $x_j(t) = x(t) + \sigma_0 w^j(t)$, 其中, $x(t)$ 为观测信号, σ_0 为求第1个模态分量时的噪声标准差, $w^j(t)$ 为服从 $N(0, 1)$ 分布的白噪声, $j=1, 2, \dots, N$ 。在该实例中,选定噪声标准差 $\sigma_0=0.2$, $N=100$ 。在这一过程中,利用白噪声频率均匀分布的特性,在观测信号中加入白噪声,使构造的信号 $x_i(n)$ 在整个频带中极值点间隔分布均匀,在不同尺度上具有连续性,从而降低了模态混叠效应。

[0047] S12对构造信号 $x_j(t)$ 进行N次EMD分解得到N个第一阶分量,并对分量取均值,得第一个模态分量 $IMF_1(t)$ 和第一个余量信号 $r_1(t)$:

$$[0048] IMF_1(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N IMF_1^j(t) = \overline{IMF_1}(N)$$

[0049] $r_1(t) = x(t) - IMF_1(t)$;

[0050] S13判断余量信号 $r_1(t)$ 的极值点个数是否超过两个,若是,对EMD分解到的第一阶模态算子加入第一阶余量信号 $r_1(t)$ 构成信号 $r_1(t) + \sigma_1 M_1[w^j(t)]$ 进行EMD分解得到第二个模态分量 $IMF_2(t)$:

$$[0051] IMF_2(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N M_1\{r_1(t) + \sigma_1 M_1[w^j(t)]\}$$

[0052] 其中, σ_1 表示求第2个模态分量时的噪声标准差, $M_a[\cdot]$ 定义为对信号进行EMD分解后的第a个IMF模态的算子, $M_1[w^j(t)]$ 为EMD分解产生的第一个模态的算子, $w^j(t)$ 表示第j次分解添加的高斯白噪声;

[0053] S14循环步骤S13进行分解,直到判断前一层模态分解得到的余量信号的极值点个数不超过两个,停止分解,得到最终的余量信号 $R(t)$:

$$[0054] R(t) = x(t) - \sum_{k=1}^K IMF_k$$

[0055] 其中, K 表示模态分解的次数; k 表示模态分解的层数, $k=1, 2, \dots, K$;

[0056] 原始信号 $x(t)$ 被分解为:

$$[0057] x(t) = R(t) + \sum_{k=1}^K IMF_k$$

[0058] 在第k层分解,计算第k个余量信号 $r_k(t)$ 和第k+1个模态分量 $IMF_{k+1}(t)$:

$$[0059] r_k(t) = r_{k-1} - IMF_k(t)$$

$$[0060] IMF_{k+1}(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N M_1 \{ r_k(t) + \sigma_k M_k [w^j(t)] \}$$

[0061] 其中, $IMF_k(t)$ 表示第k个模态分量, σ_k 表示求第k+1个模态分量时的噪声标准差。

[0062] 图3所示为该实例中Fp1通道10s脑电信号经CEEMDAN分解后得到的多个模态分量的时域图,横坐标为采样点,纵坐标为相应的模态分量。

[0063] 更具体来说,在这一过程中,EMD分解为:

[0064] S01找出观测信号 $x(t)$ 的局部极值点,使用插值法对局部极小值点形成下包络 $emint(t)$ 、对局部极大值形成上包络 $emax(t)$;

[0065] S02根据公式 $m(t) = (emint(t) + emax(t)) / 2$ 计算均值,进而计算:差值 $d(t) = x(t) - m(t)$;

[0066] S03若差值 $d(t)$ 满足预先设定的IMF函数要求,则将差值 $d(t)$ 作为该次分解的模态分量;若不满足,则差值 $d(t)$ 重复步骤S01和步骤S02中观测信号 $x(t)$ 的操作,进行迭代,直到差值 $d(t)$ 满足IMF函数要求,输出模态分量。IMF函数要求为:在整个时间范围内,局部极值点和过零点的数目相等或相差一个;及在任意时刻点,局部最大值的包络和局部最小值的包络的平均值为零。

[0067] 对采集到的脑电信号进行CEEMDAN分解之后,进入步骤S2,对将观测信号的卷积混合模型转化为瞬时混合模型 $x(t) = As(t)$,这里,12维观测信号由2维源信号卷积混合而成。

[0068] 具体,观测信号 x_i 的卷积混合模型为:

$$[0069] x_i(t) = \sum_{j=1}^m \sum_{p=0}^{l-1} h_{ij}(p) s_j(t-p)$$

[0070] 其中,1表示滤波器的阶数, $p=1, 2, \dots, (l-1)$ 。在该实例中,设置滤波器的阶数为2,取时间窗长度 $w=6$,滤波器系数随机生成,具体: $H = (H_{ij})_{12 \times 2}$,其中, $H_{ij} = a_{ij} + b_{ij}z^{-1}$,其中 a_{ij} 和 b_{ij} 为随机生成系数。

[0071] 设定长度为 w 的时间窗,且满足 $Kw \geq m(w+1-1)$,则 t 时刻的观测信号 $x_i(t)$ 为:

$$[0072] x_i(t) = [x_i(t), x_i(t-1), \dots, x_i(t-w+1)]^T$$

[0073] 写成矢量形式得到:

$$[0074] x(t) = [x_1^T(t), x_2^T(t), \dots, x_K^T(t)]^T$$

[0075] 以此,卷积混合模型可以写为 $x(t) = As(t)$,完成脑电信号混合模型到瞬时混合模型的转换。

[0076] 之后进入步骤S3,由于脑电信号中眼电伪迹和纯净的脑电信号之间时相互独立的,源信号之间也是相互独立的,源信号 $s(t)$ 的自相关矩阵 $R_s(\tau)$ 为分块对角矩阵:

$$[0077] R_s(\tau) = E\{s(t)s^H(t-\tau)\} = bdiag\{[R_{s_1}(\tau), R_{s_2}(\tau), \dots, R_{s_m}(\tau)]\}$$

[0078] 其中, τ 为时延, H 表示 $s(t-\tau)$ 的共轭转置矩阵, $R_{s_j}(\tau) = E\{s_j(t)s_j^H(t-\tau)\}$

[0079] 对观测信号 $x(t) = As(t)$ 计算自相关矩阵 $R_x(\tau)$:

$$[0080] R_x(\tau) = A R_s(\tau) A^H$$

[0081] 使用逆矩阵W进行表示:

$$WR_x(\tau)W^H = R_S(\tau)$$

[0083] 基于此,根据联合快对角化原理,取多个时延 $\tau_q, q=1, 2, \dots, Q$ (该实例中,选定 $Q=20$),求得多个 $R_x(\tau_q)$,并建立代价函数 $J(W)$,使得 $WR_x(\tau_q)W^H$ 的非对角块部分趋近零:

$$[0084] \min : J(W) = \sum_{q=1}^Q \|\text{offbdiag}[WR_x(\tau_q)W^H]\|_F^2$$

[0085] 其中, $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的Frobenius范数, offbdiag表示矩阵的非对角块部分。

[0086] 接着进入步骤S4,根据共轭梯度法对代价函数 $J(W)$ 进行迭代寻优,得到逆矩阵W的估计值 \hat{W} ,迭代过程具体为:

[0087] S41对时延 $\tau=0$ 时的自相关矩阵 $R_x(0)$ 进行特征值分解,得到 $R_x(0) = VD^H V^H$,其中,V为特征向量矩阵,D为特征值矩阵;将特征值矩阵D中的特征值按照降序排列,构造白化矩阵 $\Lambda = D^{-\frac{1}{2}}V^H$,进而根据该白化矩阵对观测信号进行白化处理;

[0088] S42设定逆矩阵W的初始值 W_0 ,并对初始值进行标准化,给出终止阈值 $\epsilon=0.01$,初始值令 $k=0$;

[0089] S43根据公式

$$[0090] g_k = 2 \sum_{q=1}^Q \{ [\text{offbdiag}(W_k R_x(\tau_q) W_k^H) W_k R_x^H(\tau_q)] + [\text{offbdiag}(W_k R_x(\tau_q) W_k^H)^H W_k R_x(\tau_q)] \} = \nabla J(W_k)$$

[0091] 计算 $g_0 = \nabla J(W_0)$ 的值,并令 $d_0 = -g_0$;

[0092] S44根据公式 $W_{k+1} = W_k + \alpha_k d_k$ 计算 W_{k+1} ,并进行标准化 $W_{k+1} = W_{k+1} / \|W_{k+1}\|_F$,其中, α_k 为步长因子,通过强Wolfe线性搜索方法产生;

[0093] S45判断 $\|W_{k+1} - W_k\|_F \leq \epsilon$ 是否成立,若成立,停止迭代,输出 $W = W_{k+1}$;

[0094] S46令 n_{dim} 为逆矩阵W的维数,若 $k = n_{\text{dim}}$,则 $k = k+1$, $W_0 = W_{k+1}$ 并跳转至步骤S43;进而

计算 g_{k+1} 和 d_{k+1} ,其中, $\beta_k = \frac{g_{k+1}^H g_{k+1}}{g_k^H g_k}$, $d_{k+1} = -g_{k+1} + \beta_k d_k$,跳转至步骤S44。

[0095] 得到逆矩阵W的估计值 \hat{W} 之后,经计算得到纯净的脑电信号 $\hat{s}(t) = \hat{W}x(t)$,实现脑电信号中分离出眼电伪迹,分离后的脑电信号与分离的噪声如图4所示,其中,图4(a)为分离后的脑电信号图,图4(b)为分离的噪声图,从图中可以明显的看出眼电伪迹基本被祛除。图5为原始脑电信号与眼电伪迹分离后的脑电信号对比图,其中,图5(a)为原始脑电信号图,图5(b)为眼电伪迹分离后的脑电信号图,从图中可以看出原本脑电信号中的细节信息得到了很好的保留,本发明针对单通道脑电信号中眼电伪迹祛除具备有效性。

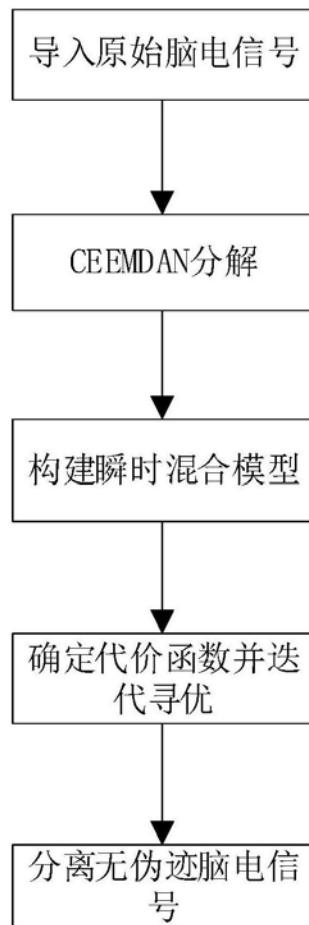


图1

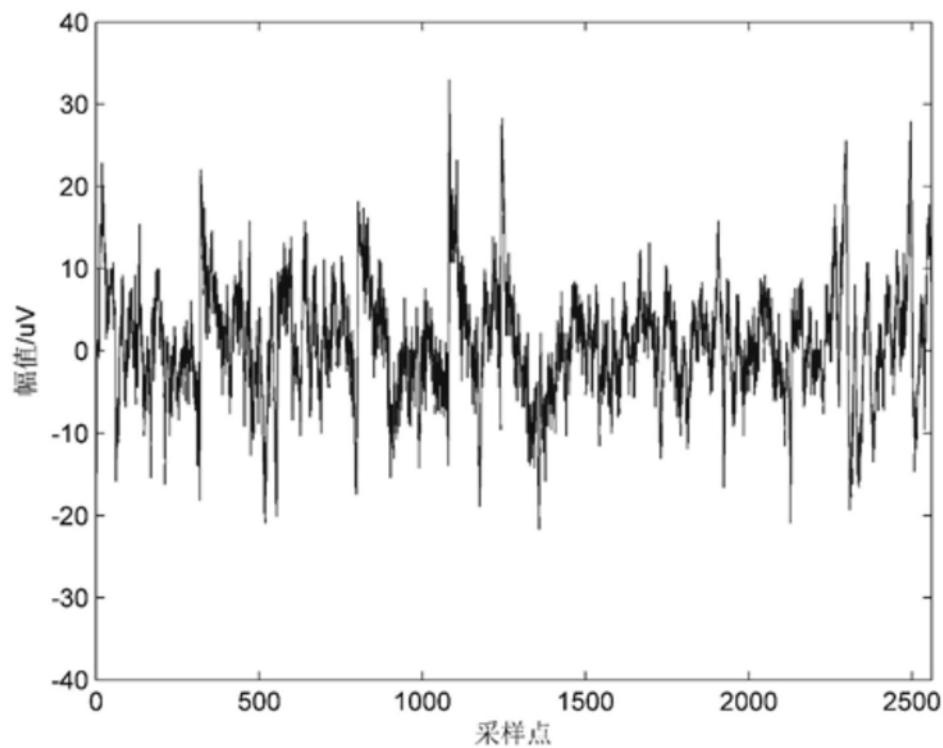


图2

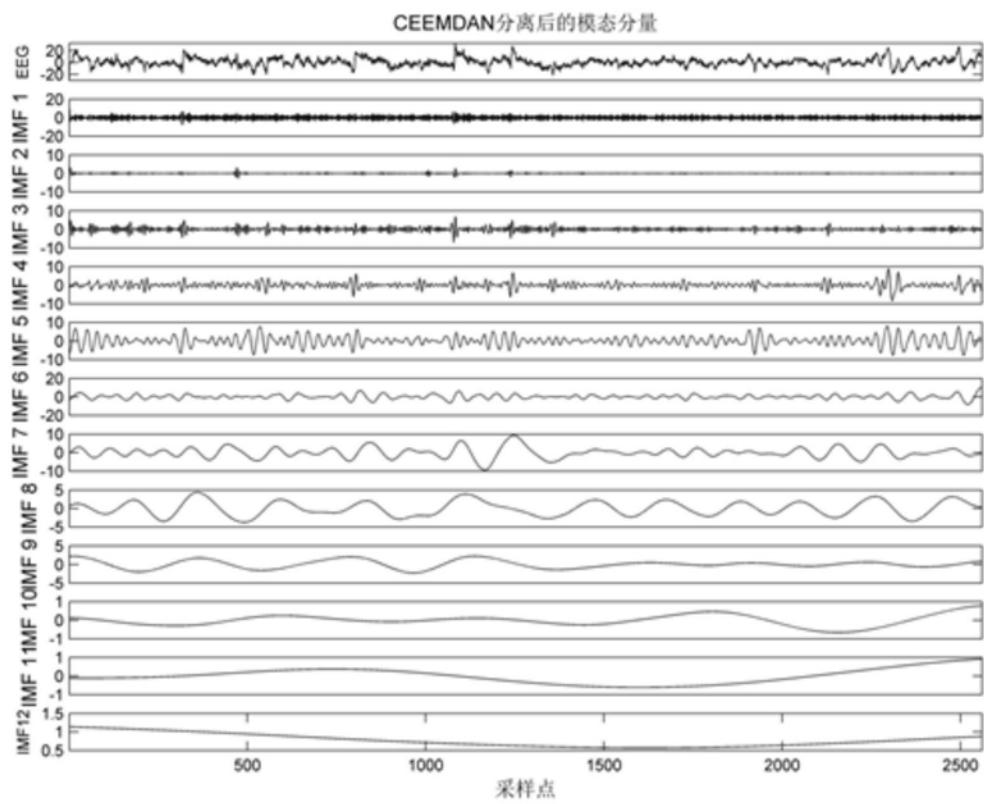


图3

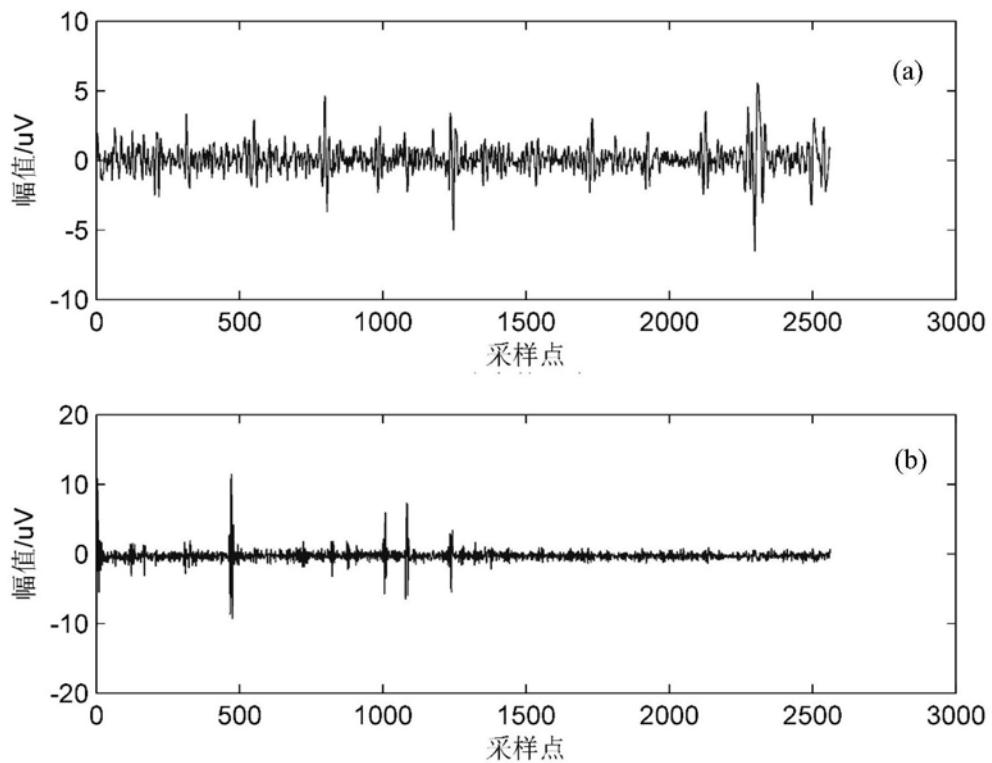


图4

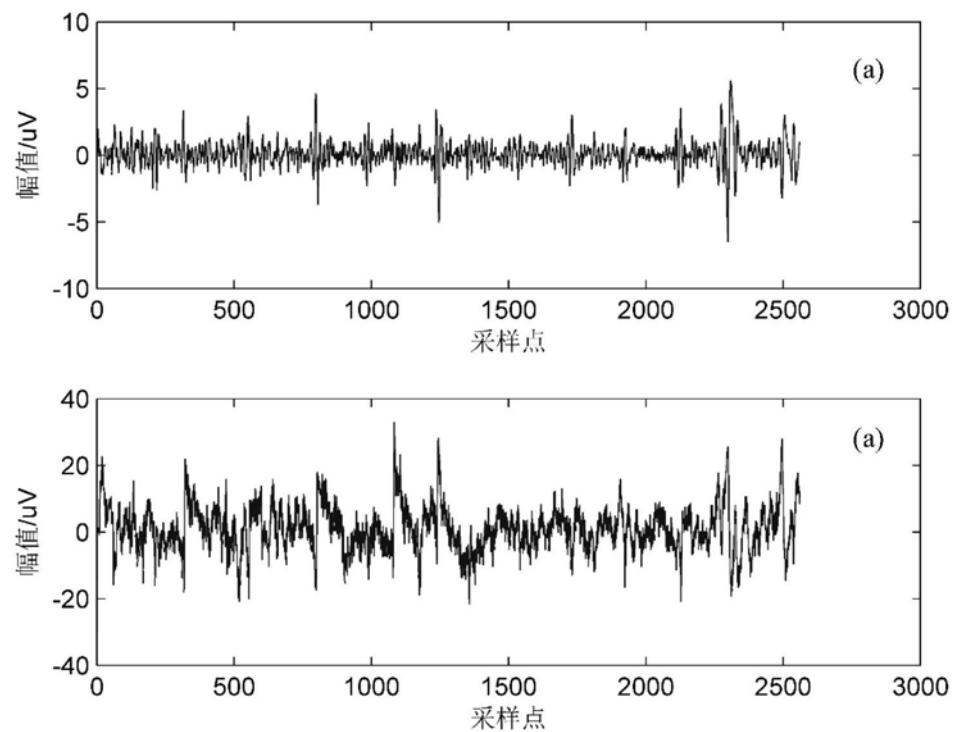


图5

专利名称(译)	基于单通道的脑电信号中眼电伪迹分离方法		
公开(公告)号	CN110269609A	公开(公告)日	2019-09-24
申请号	CN201910609879.2	申请日	2019-07-08
[标]申请(专利权)人(译)	江苏理工学院		
申请(专利权)人(译)	江苏理工学院		
当前申请(专利权)人(译)	江苏理工学院		
[标]发明人	吴全玉 张文强 吴志斌 李姝 陶为戈 潘玲佼 王烨 刘晓杰		
发明人	吴全玉 张文强 张文悉 吴志斌 李姝 陶为戈 潘玲佼 王烨 刘晓杰		
IPC分类号	A61B5/0476 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0476 A61B5/7203 A61B5/725		
外部链接	Espacenet Sipo		

摘要(译)

本发明公开了一种基于单通道的脑电信号中眼电伪迹分离方法，包括：
S1对单通道采集的待分离脑电信号进行自适应噪声完备经验模态分解，得到n个模态分量作为观测信号，脑电信号中混有眼电伪迹；S2将观测信号的卷积混合模型转化为瞬时混合模型 $x(t) = As(t)$ ，观测信号由2维源信号卷积混合而成；S3基于脑电信号中眼电伪迹和纯净的脑电信号之间的相互独立性，根据联合快对角化原理和转化为瞬时混合模型的观测信号建立代价函数 $J(W)$ ；S4根据共轭梯度法对代价函数 $J(W)$ 进行迭代寻优，得到逆矩阵W的估计值W；S5根据逆矩阵W的估计值W，计算得到纯净的脑电信号实现脑电信号中分离出眼电伪迹，其采用盲反卷积的分离方法，分离出脑电信号中的眼电伪迹，大大提高了分离的精度，得到精确的纯净的脑电信号。

