

一种结合自适应噪声完备经验模态分解和盲反卷积去除脑中眼电伪迹的新方法

吴全玉, 张文强, 潘玲佼, 陶为戈, 刘晓杰

(江苏理工学院电气信息工程学院生物信息与医药工程研究所, 常州, 213001)

摘要: 针对微弱的脑电 (Electroencephalogram, EEG) 信号在采集过程中夹杂着各种生理伪迹, 特别易遭到眨眼和眼动产生的眼电 (Electrooculography, EOG) 伪迹干扰。本文提出在自适应噪声完备经验模态分解 (Complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN) 的基础上, 构建盲反卷积 (Blind deconvolution, BD) 模型, 实现 EOG 伪迹分离的方法。该方法首先运用 CEEMDAN 方法将含有伪迹的 EEG 信号分解成若干固有模态函数 (Intrinsic mode function, IMF) 分量, 再以模态分量为观测信号送入 EEG 信号和 EOG 伪迹两个源信号构成的盲反卷积模型中, 通过构建代价函数迭代实现 EEG 信号与 EOG 伪迹分离。为了验证新提出的算法, 采用标准 CHB-MIT 头皮脑电数据库进行实验验证, EOG 伪迹分离后的数据跟原始脑电数据作相关性分析, 其相关系数是 0.82。结果证实本文提出的方法保留有大多数原始 EEG 信号分量, 同时对 EOG 伪迹的分离也具有良好的效果。

关键词: 脑电信号; 眼电伪迹; 经验模态分解; 盲反卷积

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

A New Method for Electrooculography Artifact Automatic Removal Based on CEEMDAN and BD in EEG Signals

WU Quanyu, ZHANG Wenqiang, PAN Lingjiao, TAO Weige, LIU Xiaojie

(Institute of Bioinformatics and Medical Engineering, School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou, 213001, China)

Abstract: Due to the weak electroencephalogram (EEG) signal during the acquisition process, the EEG is mixed with various physiological artifacts, so it is particularly susceptible to electrooculography (EOG) interference caused by eye blinking and eye movement. A method for constructing a blind deconvolution (BD) model based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) is proposed to achieve EOG artifact separation. Firstly, the CEEMDAN method is used to decompose the EEG signal containing artifacts into several intrinsic mode functions (IMF). Secondly, the modal component is used as the observation signal to send the EEG signal and the EOG artifacts to form a BD model. Finally, the separation of EEG signal and EOG artifacts is realized by constructing the cost function iteratively. To verify the proposed algorithm, the standard Children's Hospital Boston

基金项目: 江苏省产学研合作项目 (BY2019264) 资助项目; 江苏省重点研发计划 (BE2019317, BE2020648) 资助项目; 江苏省青蓝工程 (KYQ19014) 资助项目; 江苏省高校面上项目 (17KJB510015) 资助项目。

收稿日期: 2020-05-06; **修订日期:** 2020-06-15

(CHB) and the Massachusetts Institute of Technology (MIT) (CHB-MIT) scalp EEG database is used for experimental verification. The correlation between the EOG artifact separation data and the original EEG data is analyzed, and the correlation coefficient is 0.82. The results confirm that this method retains most of the original EEG signal components and has a good effect on the separation of EOG artifacts.

Key words: EEG signal; EOG artifacts; empirical mode decomposition; blind deconvolution

引 言

脑电 (Electroencephalogram, EEG) 信号包含丰富的人体生理信息,是实现人机控制系统的新手段^[1-3],但信号的非线性和微弱性导致采集的 EEG 信号更容易受到噪声干扰。如果不能充分祛除噪声干扰,后续的 EEG 信号分析工作将受到影响,如信号的特征提取^[4-5]和信号的分类问题。常见的干扰有设备和交流电造成的工频干扰^[6]和 高频信号干扰。还有受试者生理状态造成的干扰,如眼电 (Electrooculography, EOG) 伪迹^[7-9]、心电 (Electrocardiogram, ECG) 伪迹^[10-11]和肌电 (Electromyogram, EMG) 伪迹^[12]等。其中工频干扰和高频干扰可通过滤波器进行滤波处理,EMG 和 ECG 伪迹与被采集者的人为活动关系密切,采集时多加注意可有效缓解。但由于眼睛运动如不由自主的眨眼等与信号采集装置较近的原因,EEG 信号中常常混有 EOG 伪迹,且伪迹幅值较大。此外,与 EEG 信号有相重叠的部分,对 EEG 信号精度影响也很大。

近几年,随着脑机接口^[13-14]技术的发展,出现了许多眼电 EOG 伪迹祛除算法,具体可细分为以下 3 种方法:回归法、阈值法和时域信号处理方法。回归法不适用于实时 EEG 信号中伪迹的祛除,需要分批量的进行伪迹祛除工作,同时在消除 EEG 信号中伪迹时,也会造成原本信号的损失。但是回归法定位伪迹准确,与其他方法结合使用,是目前研究的热点。阈值法通过删除幅度超过设定范围的信息,获得无伪迹的 EEG 信号,缺点与回归方法相似。时域信号处理方法包括主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 和独立成分分析 (Independent component analysis, ICA)^[15-17]。Mannan 等^[18-19]提出的基于回归法和高阶统计的混合 ICA 方法成功实现了 EOG 伪迹的祛除,保留了原始的 EEG 信号数据,但是该方法需要大量先验知识才能确定伪迹成分。Mammone 等^[20]提出基于 (Wavelet transformation ICA, WT-ICA) 的 EOG 伪迹分离方法,首先将 EEG 信号用小波分解为若干小波基分量,再设定相关熵值,利用 ICA 分析分离小波基分量中的 EOG 分量进而重构 EEG 信号。该方法计算速度快,但缺点是超完备 ICA 问题无法解决,且小波基需要人工选择。黄璐等^[21]提出了一种改进极大似然估计的盲反卷积方法用于 EEG 信号中的伪迹祛除,该方法对 EOG 伪迹分离效果较好,但是先要对观测信号进行 InformaxICA 处理,分离时常伴随着数据损失,同时对改进算法性能的评估不足。罗志增等^[22]提出基于自适应噪声完备经验模态分解和独立成分分析相结合 (Complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and independent component analysis, CEEMDAN-ICA) 的单通道 EOG 伪迹祛除方法。该方法通过 ICA 分析,将 CEEMDAN 分解 EEG 信号所得的多个固有模态函数 (Intrinsic mode function, IMF) 分量构建为多个源信号,再利用模糊熵公式计算 ICA 分析后多个源信号的模糊熵值,最后通过预先设定好的的阈值区分 EEG 分量和 EOG 分量。该方法在保留了原始信息的同时,需要进行人工干预判断伪迹成分。本文在前人研究的基础上,结合了 CEEMDAN 方法与目前研究较多的 (Blind deconvolution, BD) 方法,提出了一种新的 CEEMDAN-BD 方法。该方法利用了 CEEMDAN 和 BD 两种方法的各自优势,在保留原始 EEG 信号的基础上,自适应的实现其中 EOG 伪迹的祛除,可为 EEG 信号的处理和其他人体生理信号处理分析提供一定理论和借鉴。

1 算法与评价方法

1.1 CEEMDAN-BD算法

为快速理解CEEMDAN-BD算法过程,图1给出算法的流程图,其中原始脑电信号即为采用滤波器处理后含有EOG伪迹的EEG信号。使用CEEMDAN方法对原始脑电信号展开分解,

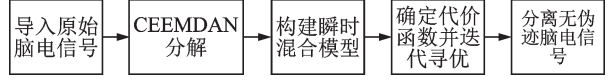


图1 CEEMDAN-BD算法流程图

Fig.1 Flow chart of CEEMDAN-BD algorithm

得到 N 个IMF分量。将得到的 N 个IMF作为BD卷积模型的观测信号,根据EEG信号的生理特性,应用盲反卷积BD的原理,构建源信号由EEG信号和EOG伪迹卷积混合而成的模型,再将其转化成瞬时混合模型 $x(t)=As(t)$,其中 $x(t)$ 表示观测信号, $s(t)$ 表示源信号。构建模型后基于EOG伪迹和无伪迹EEG信号之间的相互独立性,根据联合块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 $J(W)$ 。对代价函数 $J(W)$ 进行共轭梯度法迭代,其中 W 是矩阵 A 的逆矩阵。迭代完成获得 W 的最优值 \hat{W} ,再由公式 $\hat{s}(t)=\hat{W}x(t)$ 分别得出由EEG信号和EOG伪迹组成的源信号,成功实现分离。

1.2 CEEMDAN分解

CEEMDAN分解不同于经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)。传统EMD分解极易出现模态混叠问题^[22-23],影响分解准确性。为解决这一问题,CEEMDAN分解加入了高斯白噪声。流程如下:

(1) 在观测信号中加入高斯白噪声组成新的构造信号 $x_j(t)=x(t)+\sigma_0w^j(t)$,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, $j=1,2,\dots,N$;

(2) 对 $x_j(t)$ 展开 N 次EMD分解,得到 N 个第一阶分量后取均值,得到第一个模态分量 $\overline{IMF}_1(t)$,即

$$\overline{IMF}_1(t)=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^N IMF_1^j(t)=\overline{IMF}_1(N) \quad (1)$$

同时第1个余量信号 $r_1(t)$ 为

$$r_1(t)=x(t)-\overline{IMF}_1(t) \quad (2)$$

(3) 判断余量信号 $r_1(t)$ 的极值点个数是否超过2个:若是,对EMD分解到的第1阶模态算子加入第1阶余量信号 $r_1(t)$ 构成信号 $r_1(t)+\sigma_1M_1[w^j(t)]$ 进行EMD分解得到第2个模态分量 $\overline{IMF}_2(t)$,即

$$\overline{IMF}_2(t)=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^N M_1\{r_1(t)+\sigma_1M_1[w^j(t)]\} \quad (3)$$

式中: σ_1 表示求第2个模态分量时的噪声标准差; $M_a[\cdot]$ 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1个模态的算子; $w^j(t)$ 表示第 j 次分解添加的白噪声。

(4) 循环步骤(3),直到前1层模态分解得到的余量信号的极值点个数不超过2个,停止分解得到最终的余量信号 $R(t)$,即

$$R(t)=x(t)-\sum_{k=1}^K \overline{IMF}_k \quad (4)$$

式中: 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

$$x(t)=R(t)+\sum_{k=1}^K \overline{IMF}_k \quad (5)$$

在第 k 层分解中,计算第 k 个余量信号 $r_k(t)$,即

$$r_k(t) = r_{k-1} - \widetilde{\text{IMF}}_k(t) \tag{6}$$

第 $k+1$ 个模态分量 $\widetilde{\text{IMF}}_{k+1}(t)$ 为

$$\widetilde{\text{IMF}}_{k+1}(t) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \mathbf{M}_1 \{ r_k(t) + \sigma_k \mathbf{M}_k [\mathbf{w}^j(t)] \} \tag{7}$$

式中: $\widetilde{\text{IMF}}_k(t)$ 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。

1.3 构建盲反卷积代价函数

观测信号 $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_K(t)]$ 由 CEEMDAN 方法获得,假设构成观测信号的 m 维源信号 $\mathbf{s}(t) = [s_1^T(t), s_2^T(t), \dots, s_m^T(t)]^T$ 是卷积混合模型^[21]。观测信号 $x_i(t)$ 的卷积混合模型为

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^m \sum_{p=0}^{l-1} h_{ij}(p) s_j(t-p) \tag{8}$$

式中: l 表示滤波器的阶数; h_{ij} 为滤波器矩阵; $p = 1, 2, \dots, l-1$ 。

设定长度为 w 的时间窗,且满足 $Kw \geq m(w + l - 1)$,则 t 时刻 EEG 信号的观测信号 $\mathbf{x}_i(t)$ 为

$$\mathbf{x}_i(t) = [x_i(t), x_i(t-1), \dots, x_i(t-w+1)]^T \tag{9}$$

式(9)写成矢量形式可得

$$\mathbf{x}(t) = [x_1^T(t), x_2^T(t), \dots, x_n^T(t)]^T \tag{10}$$

此时卷积混合模型用 $\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t)$ 表示,变成瞬时混合模型。矩阵 $\mathbf{A} = (A_{ij})$ 可表示为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} h_{ij}(0) & \dots & h_{ij}(l-1) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & h_{ij}(0) & \dots & h_{ij}(l-1) & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & h_{ij}(0) & \dots & h_{ij}(l-1) \end{bmatrix} \tag{11}$$

式中: h_{ij} 为第 j 个源信号到第 i 个观测点的卷积混合过程, $i = 1, 2, \dots, K, j = 1, 2, \dots, m$ 。

再根据联合块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 $J(\mathbf{W})$ 。因为 $\mathbf{s}(t)$ 的自相关矩阵 $\mathbf{R}_s(\tau)$ 是分块对角矩阵,可表示为

$$\mathbf{R}_s(\tau) = E \{ \mathbf{s}(t) \mathbf{s}^H(t-\tau) \} = \text{bdiag} \{ [\mathbf{R}_{S_1}(\tau), \mathbf{R}_{S_2}(\tau), \dots, \mathbf{R}_{S_m}(\tau)] \} \tag{12}$$

式中 τ 表示时延, $\text{bdiag}[\cdot]$ 表示分块对角阵。

观测信号 $\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t)$ 的自相关矩阵 $\mathbf{R}_x(\tau)$ 可表示为

$$\mathbf{R}_x(\tau) = \mathbf{A}\mathbf{R}_s(\tau)\mathbf{A}^H \tag{13}$$

使用逆矩阵可表示为

$$\mathbf{W}\mathbf{R}_x(\tau)\mathbf{W}^H = \mathbf{R}_s(\tau) \tag{14}$$

取多个时延 $\tau_q, q = 1, 2, \dots, Q$, 求得多个 $\mathbf{R}_x(\tau_q)$, 建立如式(15)所示的代价函数 $J(\mathbf{W})$, 使 $\mathbf{W}\mathbf{R}_x(\tau_q)\mathbf{W}^H$ 的非对角块部分趋近零。

$$\min: J(\mathbf{W}) = \sum_{q=1}^Q \| \text{offbdiag} [\mathbf{W}\mathbf{R}_x(\tau_q)\mathbf{W}^H] \|_F^2 \tag{15}$$

式中: $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的 Frobenius 范数; \mathbf{W} 表示混合矩阵 \mathbf{A} 的逆矩阵; τ_q 表示时延, $q = 1, 2, \dots, Q$; 在时延 τ_q 下, $\mathbf{R}_x(\tau_q)$ 是 $\mathbf{x}(t)$ 的自相关矩阵, $\mathbf{R}_x(\tau_q) = \mathbf{A}\mathbf{R}_s(\tau_q)\mathbf{A}^H$; offbdiag 表示矩阵的非对角块结构。

1.4 共轭梯度法

利用共轭梯度法^[21]对 $J(\mathbf{W})$ 进行如式(16)–(18)所示的迭代。

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + \alpha_k \mathbf{d}_k \tag{16}$$

$$\beta_k = \frac{\mathbf{g}_{k+1}^H \mathbf{g}_{k+1}}{\mathbf{g}_k^H \mathbf{g}_k} \quad (17)$$

$$\mathbf{d}_{k+1} = -\mathbf{g}_{k+1} + \beta_k \mathbf{d}_k \quad (18)$$

式中: α_k 为步长因子矩阵, 本文通过线性搜索方法确定; 矩阵 \mathbf{d}_k 和 β_k 由给定 \mathbf{d}_0 迭代得到, $\mathbf{d}_0 = -\mathbf{g}_0$; \mathbf{g}_k 可由式(19)计算获得。

$$\mathbf{g}_k = 2 \sum_{q=1}^Q \{ [\text{offbdiag}(\mathbf{W}_k \mathbf{R}_X(\tau_q) \mathbf{W}_k^H) \mathbf{W}_k \mathbf{R}_x^H(\tau_q)] + [\text{offbdiag}(\mathbf{W}_k \mathbf{R}_X(\tau_q) \mathbf{W}_k^H)^H \mathbf{W}_k \mathbf{R}_x(\tau_q)] \} = \nabla J(\mathbf{W}_k) \quad (19)$$

迭代前, 先构建白化矩阵 $\mathbf{A} = \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{V}^H$ 对 $\mathbf{x}(t)$ 进行白化处理。其中, \mathbf{V}, \mathbf{D} 由 $\tau=0$ 时自相关矩阵 $\mathbf{R}_x(0)$ 特征值分解所得。分解结果: $\mathbf{R}_x(0) = \mathbf{V} \mathbf{D} \mathbf{V}^H$, \mathbf{V} 表示特征向量矩阵, \mathbf{D} 表示特征值矩阵, 同时将 \mathbf{D} 中的特征值按照降序排列。具体的迭代过程如下:

- (1) 选取逆矩阵 \mathbf{W} 的初始值为 \mathbf{W}_0 并标准化处理, 取初始值 $k=0$, 终止阈值 $\epsilon > 0$;
- (2) 计算 $\mathbf{g}_0 = \nabla J(\mathbf{W}_0)$ 的值, 并令 $\mathbf{d}_0 = -\mathbf{g}_0$;
- (3) 根据逆矩阵 \mathbf{W} 的迭代式, 计算 \mathbf{W}_{k+1} , 并进行标准化 $\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_{k+1} / \|\mathbf{W}_{k+1}\|_F$;
- (4) 判断 $\|\mathbf{W}_{k+1} - \mathbf{W}_k\|_F \leq \epsilon$ 是否成立。若成立, 则中止迭代, 输出 $\hat{\mathbf{W}} = \mathbf{W}_{k+1}$;
- (5) 令 n_{dim} 为逆矩阵 \mathbf{W} 的维数, 若 $k = n_{\text{dim}}$, 取 $k = k + 1$, $\mathbf{W}_0 = \mathbf{W}_{k+1}$ 跳转到步骤(2); 并分别计算 \mathbf{g}_{k+1} 和 \mathbf{d}_{k+1} , 跳转至步骤(3)。

经过多次迭代获得逆矩阵 \mathbf{W} 的估计值 $\hat{\mathbf{W}}$, 再由式 $\hat{\mathbf{s}}(t) = \hat{\mathbf{W}} \mathbf{x}(t)$ 获得无伪迹的 EEG 信号以完成 EOG 伪迹分离。

1.5 对比算法

为更好地评价本文方法的客观性能, 选择已有的 WT-ICA 算法和 CEEMDAN-ICA 算法与本文提出的新方法对比分析。WT-ICA 算法^[19]采用适用于 EEG 信号分析的 DB4 母小波对信号进行小波分解, 再设置 EOG 分量与 EEG 分量的区分熵值, 通过 ICA 对分解后的分量进行 EOG 分量分离, 最终重新构建无 EOG 伪迹的 EEG 信号。另外, CEEMDAN-ICA 算法^[22]是通过 ICA 分析将 CEEMDAN 分解 EEG 信号所得的多个 IMF 分量构建为多个源信号, 再引入便于 EEG 信号计算的模糊熵公式, 获得各个源信号段的模糊熵值。其定义是给定一个模糊集 A , 并用向量表示为 $\mathbf{A} = [u_A(x_1), u_A(x_2), \dots, u_A(x_n)]$, 令 $p_A(x_i) = \frac{u_A(x_i)}{\sum_{i=1}^n u_A(x_i)}$, 则模糊熵定义为

$$H(p_A(x_1), p_A(x_2), \dots, p_A(x_i)) = -\frac{1}{\log n} \sum_{i=1}^n p(x_i) \log(p_A(x_i)), i = 1, 2, \dots, n. \quad \text{最后通过预先设定的阈值判断源信号分量中是否含有 EOG 伪迹, 将含有 EOG 伪迹的分量信号置零, 获得无 EOG 伪迹的 EEG 信号。}$$

1.6 评价方法

为有效评价伪迹的祛除效果, 并确定祛除伪迹后 EEG 信号的原始数据保留程度, 引入相关系数 R 作为评价方法, 可表示为

$$R(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (20)$$

式中: i 表示采样点数; x 表示原本含 EOG 伪迹的 EEG 信号; y 表示算法运行后的 EEG 信号。

2 实验数据

为评价所提出新方法的性能,采用CHB-MIT头皮脑电数据库^[24-25]中的标准EEG信号进行计算分析。CHB-MIT头皮脑电数据库信号的采样频率为256 Hz,每个文件包括23路通道采集的EEG信号,分辨率为16 bit^[26]。CHB-MIT头皮脑电数据库中23路通道数据整体显示情况如图2所示。

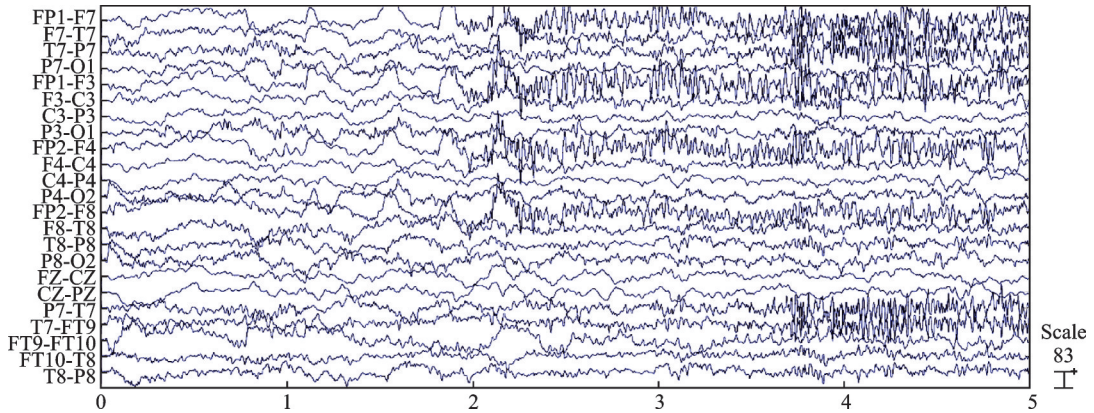


图2 MIT标准数据库中23路通道脑电信号

Fig.2 EEG signals of 23 channels in MIT standard database

考虑到提出的新算法更偏向于对单通道脑电信号的处理,为此选择MIT数据库中的一部分数据进行分析研究。根据EEG信号采集传感器中电极的位置选择FP1-F3通道的EEG信号作为实验数据,截取其中10 s数据如图3所示,采样点数2 560个。可以看出信号幅值的最大值都没有超过150 μV,脑电信息中包含较多的高频成分和伪迹,特别是眼电伪迹的幅值较为明显。

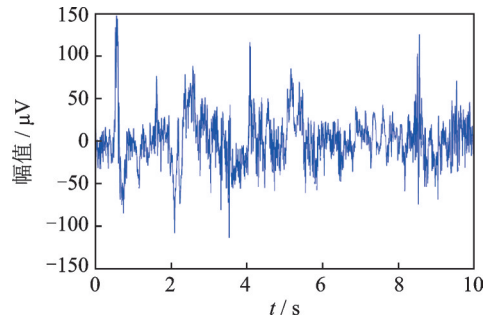


图3 截取的10 s实验数据

Fig.3 Selection of 10 s test data

3 实验研究与结果分析

本文对CHB-MIT头皮脑电数据库中选定的数据进行EOG伪迹去除处理,并与选定的两种算法进行伪迹去除性能比较分析,来综合评价新提出方法的实用性以及可靠性。

3.1 预处理

由于采集设备和220 V 50 Hz交流电流的影响,初步采集的EEG信号中含有工频干扰和低频噪声,可以通过带通滤波器进行过滤。所以在实验开始之前首先要对EEG信号进行滤波处理。本文对EEG信号进行设定频率为0.5~60 Hz带通滤波处理。图4为CHB-MIT头皮脑电数据库中选定信号进行预处理前后的时域对比结果。从图4可以看出,处理后的结果明显没有那么的高频信息,杂波减少较

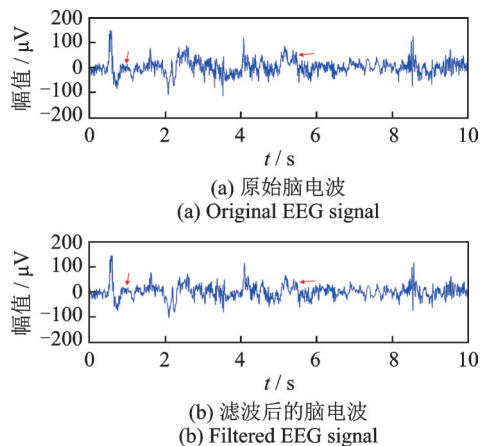


图4 预处理后的EEG信号对比结果

Fig.4 Comparison results of preprocessed EEG signals

多,如图4中箭头所示区域。但是眼电 EOG 伪迹的幅值几乎没有削弱,说明眼电 EOG 伪迹的频率成分没有滤除。分析主要原因可能是眼电 EOG 伪迹的频率成分接近脑电成分的频率,不能通过简单的带通滤波器滤除干净。

3.2 CEEMDAN-BD方法眼电伪迹祛除

首先使用CEEMDAN方法对滤波处理后时长为10 s的EEG信号展开分解,分解算法的参数设置为: $\sigma=0.2, N=100$,分解后得到的多个IMF作为BD卷积模型中的观测信号,分解结果如图5所示,此时的IMF中是EEG信号与EOG伪迹的混合表现。

设定观测信号由EEG信号和EOG伪迹2个源信号卷积混合而成,混合模型如式(8)所示。设置2阶FIR滤波器,取时间窗长度 $w=6$,具体: $H=(H_{ij})_{12 \times 2}$,其中, $H_{ij}=a_{ij}+b_{ij}z^{-1}$, a_{ij} 和 b_{ij} 为随机生成系数。

将EEG信号与EOG伪迹的混合模型变换为适合计算代价函数的瞬时混合模型 $x(t)=As(t)$ 。再计算观测信号的自相关矩阵 $R_x(\tau)$,使用逆矩阵 W 进行表示,如式(14)所示。基于此,选取时延 $\tau_q(q=1, 2, \dots, Q, Q=20)$,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。

最后对代价函数 $J(W)$ 展开共轭梯度法迭代,获得 W 的最优值 \hat{W} 。迭代时取初始值 $k=0$,终止阈值 $\epsilon=0.01$,进而由式 $\hat{s}(t)=\hat{W}x(t)$ 分别得出由EEG信号和EOG伪迹组成的源信号,成功实现分离。从分离结果图6可以看出,图中多处含有EOG伪迹较明显的位置,伪迹均有明显消除。对比EOG伪迹祛除前的EEG信号,整体波形变化不大,较为接近原始的EEG信号,没有对数据有作过的处理,或者出现奇异的变化位置。通过图6可以看出,选定的EEG信号数据在1 s,4 s和5 s处有明显的眨眼动作伪迹,从算法处理后的图中可以看出眨眼导致的信号幅值没有明显高于周围信号,具体如图6中箭头所示位置区。

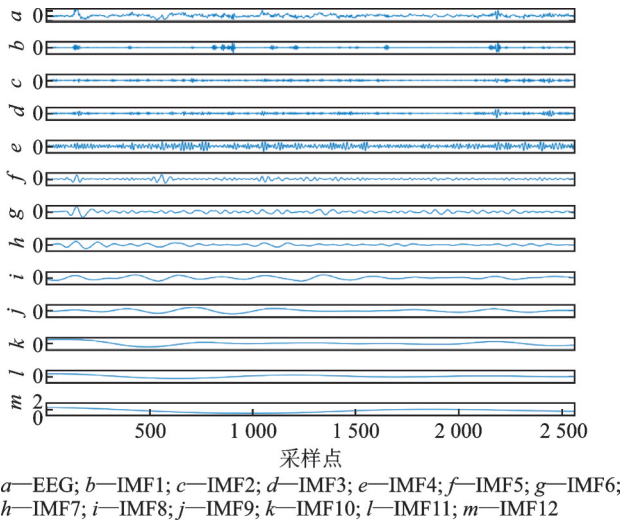


图5 CEEMDAN分解后多个IMF分量

Fig.5 Multiple IMF components after CEEMDAN decomposition

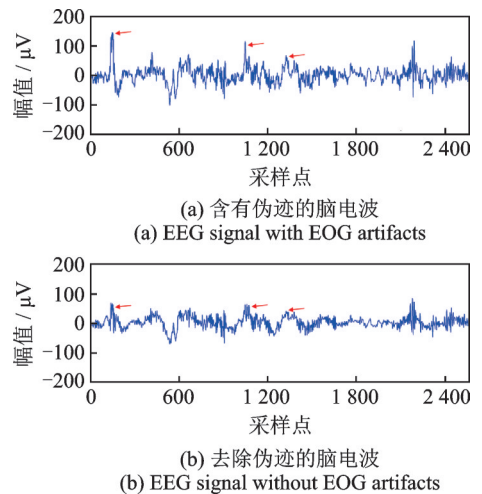


图6 CEEMDAN-BD算法处理结果对比

Fig.6 Comparison of results processed by CEEMDAN-BD algorithm

3.3 两种对比方法的眼电伪迹祛除效果

图7展现了使用WT-ICA算法处理上述相同EEG信号的结果。在用WT-ICA算法分解参数设置时,选择适合于EEG信号分析的DB4母小波,并且设置分解层的层数为6。

对比图7可以看出,WT-ICA算法祛除EOG伪迹幅值明显,但是对比处理前的原始EEG信号,祛

除后的 EEG 信号中成分有明显的缺失,较多的频率成分被删除,同时改变了原始波形的形状,如采样点 600 之前,波形变化尤为明显。另外,在采样点 1 200 和 1 800 附近处,原始脑电信号均有大量的滤除。可见使用 WT-ICA 算法对该脑电信号的处理较不理想。

图 8 给出了采用 CEEMDAN-ICA 算法处理后的结果。CEEMDAN-ICA 算法首先对含有 EOG 伪迹的 EEG 信号执行 CEEMDAN 分解。整个算法 CEEMDAN 部分参数的设置与本文中 CEEMDAN-BD 算法的参数一致。从运行结果图中可以看出伪迹祛除后的信号成分无明显缺失,保留了大部分的脑电信息,但伪迹祛除的效果不是特别明显,如采样点 2 100 后的 EOG 伪迹成分明显滞留。

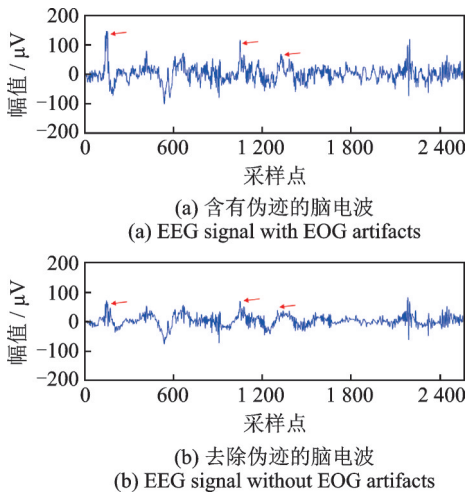


图 7 WT-ICA 算法处理结果对比

Fig.7 Comparison of results processed by the WT-ICA algorithm

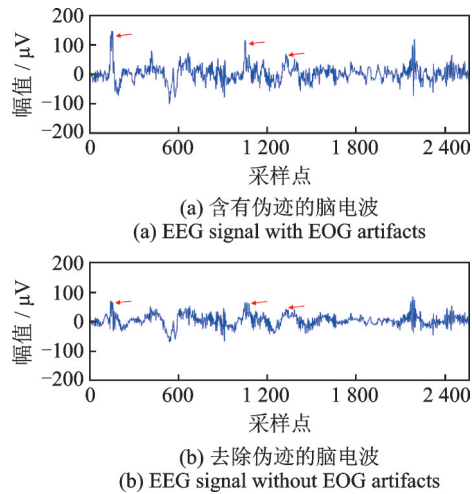


图 8 CEEMDAN-ICA 算法处理结果对比

Fig.8 Comparison of results processed by the CEEMDAN-ICA algorithm

3.4 相关系数的计算分析

为进一步评价 3 种算法对原始脑电信号的保持程度,分别计算出 CEEMDAN-BD 算法、WT-ICA 算法和 CEEMDAN-ICA 算法处理后的 EEG 与原始 EEG 数据的相关系数 R ,结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出,经过 3 种算法处理后数据相关系数的比较,CEEMDAN-BD 算法对于 EOG 伪迹的祛除效果最好,并且有效保留了 EEG 原始数据中的成分,其相关系数是 0.82。通过对比 WT-ICA 算法的相关系数是 0.64,发现该算法对原始 EEG 信号中的有效信息损失较多。这是因为 WT-ICA 算法应用到单通道 EEG 信号时,经过小波变换后,单通道 EEG 信号将被转换成多个小波系数,这看起来满足了 ICA 的输入和输出条件,即观察到的信号数不少于源信号。但是包含眼电伪迹的小波系数也包含更多的 EEG 有效信号,直接删除包含眼电伪迹的小波系数肯定会导致有用 EEG 信号的丢失。同时本文的研究结果证实了前人的研究^[8]。另外,经过多次 WT-ICA 算法处理对比,还发现该算法的运行结果不稳定。相对于 CEEMDAN-ICA 算法,虽然对 EOG 伪迹祛除效果微弱,但是该算法整体运行稳定。这是因为 CEEMDAN 方法^[22]在 EEMD 的基础上,通过自适应地加入白噪声,克服了 EEMD 在加入白噪声后分解失去完备性以及产生重构误差的问题。根据表 1 结果所示,CEEMDAN-

表 1 3 种方法相关系数对比

Table 1 Correlation coefficients comparison of the three methods

数据组	CEEMDAN-BD	WT-ICA	CEEMDAN-ICA
CHB-MIT	0.82	0.64	0.76

ICA算法的相关系数是0.76。可以看出对原始信号进行CEEMDAN分解后进行ICA分量重构比先进行小波变换分解,再进行ICA重构的效果好,能够更好地保留原始EEG信号信息。

通过3种算法计算结果的相互比较评价,验证了本文提出的CEEMDAN-BD算法,与其他2类算法相比,具有更好的EOG伪迹祛除效果。

4 结束语

鉴于EEG信号中EOG伪迹影响消除问题一直未有效解决,影响将采集的脑电信号用于人们的日常生活,如脑电控制飞行器和脑电控制轮椅等项目。本文提出一种多类型算法融合的自适应噪声完备经验模态分解结合盲反卷积的方法,能够自动用于脑电信号中的EOG伪迹祛除。采用CEEMDAN分解将含有伪迹的EEG信号分解为多个IMF,再利用BD模型方法将EEG信号作为卷积及混合的源信号之一分离出来,成功实现伪迹的有效滤除。通过与WT-ICA算法和CEEMDAN-ICA算法的实验结果对比发现,本文算法在消除了模态混叠问题影响的同时,能较好地保留EEG信号中的原始数据信息,还避免了ICA分析可能出现的超完备问题,为单通道EEG信号中EOG伪迹祛除方面的研究提供了新方法。

参考文献:

- [1] BLANKERTZ B, ACQUALAGNA L, DÄHNE S, et al. The Berlin brain-computer interface: Progress beyond communication and control[J]. *Front Neurosci*, 2016. DOI:10.3389/fnins.2016.00530.
- [2] MCFARLAND D J, WOLPAW J R. EEG-based brain-computer interfaces[J]. *Current Opinion Biomedical Engineering*, 2017 (4): 194-200.
- [3] 胡广书,汪梦蝶. 生物医学信号处理研究综述[J]. *数据采集与处理*, 2015, 30(5): 915-932.
HU Guangshu, WANG Mengdie. Review of biomedical signal processing research[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2015, 30(5): 915-932.
- [4] 李明爱,张梦,孙炎珺. 基于小波包和深度信念网络的脑电特征提取方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2018(1): 111-118.
LI Ming'ai, ZHANG Meng, SUN Yanjun. EEG feature extraction method based on wavelet packet and deep belief network [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2018(1): 111-118.
- [5] 李明爱,崔燕,杨金福,等. 基于HHT和CSSD的多域融合自适应脑电特征提取方法[J]. *电子学报*, 2013, 41(12): 2479-2486.
LI Ming'ai, CUI Yan, YANG Jinfu, et al. Multi-domain fusion adaptive EEG feature extraction method based on HHT and CSSD[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(12): 2479-2486.
- [6] 张小白,王勇,刘友谊. 基于DIVA模型的脑电信号去噪方法研究[J]. *电子学报*, 2015, 43(4): 700-707.
ZHANG Shaobai, WANG Yong, LIU Youyi. Research on the method of EEG signal denoising based on the DIVA model[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2015, 43(4): 700-707.
- [7] NGUYEN H-A T, MUSSON J, LI F, et al. EOG artifact removal using a wavelet neural network[J]. *Neurocomputing*, 2012, 97: 374-389.
- [8] 刘志勇,孙金玮,卜宪庚. 单通道脑电信号眼电伪迹去除算法研究[J]. *自动化学报*, 2017, 43(10): 1726-1735.
LIU Zhiyong, SUN Jinwei, BU Xiangeng. EOG artifact removing method for single-channel EEG signal[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(10): 1726-1735.
- [9] WEN Q. Evaluating algorithms of removing EOG artifacts with experimental data in brain computer interface[J]. *Cluster Computing*, 2017(1): 1-14.
- [10] 黄磊,刘郁林,罗羽慧,等. 基于高阶累积量算法的脑电信号中心电伪迹的消除[J]. *中国医学物理学杂志*, 2006(4): 302-304, 257.
HUANG Lei, LIU Yulin, LUO Yuhui, et al. Elimination of central electrical artifact of EEG based on high order cumulant algorithm[J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2006(4): 302-304, 257.
- [11] TONG S, BEZERIANOS A, PAUL J, et al. Removal of ECG interference from the EEG recordings in small animals using independent component analysis[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2001, 108(1): 11-17.
- [12] 费森杰,马双驰. 穿戴柔性电极时压力对肌电采集性能的影响分析[J]. *计量与测试技术*, 2018(5): 64-67.

- FEI Senjie, MA Shuangchi. Analysis of the influence of pressure on myoelectric acquisition performance when wearing flexible electrode[J]. Metrology and Testing Techniques, 2018(5): 64-67.
- [13] PFURTSCHELLER G, NEUPER C, GUGER C, et al. Current trends in Graz brain-computer interface (BCI) research[J]. IEEE Trans Rehabil Eng, 2000, 8(2): 216-219.
- [14] FATOURECHI M, BASHASHATI A, WARD R K, et al. EMG and EOG artifacts in brain computer interface systems: A survey-Clinical Neurophysiology[J]. Clinical Neurophysiology, 2007, 118(3): 480-494.
- [15] VIGON L, SAATCHI M R, MAYHEW J E W, et al. Quantitative evaluation of techniques for ocular artefact filtering of EEG waveforms[J]. IEE Proceedings—Science, Measurement and Technology, 2000, 147(5): 219-228.
- [16] CHANG W D, CHA H S, KIM K, et al. Detection of eye blink artifacts from single prefrontal channel electroencephalogram [J]. Computer Methods & Programs in Biomedicine, 2016, 124(C): 19-30.
- [17] 王海霞, 尤文斌, 于在水, 等. 放松状态下 α 波的溯源分析[J]. 数据采集与处理, 2019, 34(2): 367-372.
WANG Haixia, YOU Wenbin, YU Zaishui, et al. Traceability analysis of α waves in relaxation state[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2019, 34(2): 367-372.
- [18] MANNAN M M, JEONG M Y, KAMRAN M A. Hybrid ICA-regression: Automatic identification and removal of ocular artifacts from electroencephalographic signals[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2016, 10(322): 1-17.
- [19] MANNAN M M, KIM S, JEONG M Y, et al. Hybrid EEG-eye tracker: Automatic identification and removal of eye movement and blink artifacts from electroencephalographic signal[J]. Sensors, 2016, 16(2): 241.
- [20] MAMMONE N, FORESTA F L, MORABITO F C. Automatic artifact rejection from multichannel scalp eeg by wavelet ICA[J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(3): 533-542.
- [21] 黄璐, 王宏. 基于盲反卷积的脑电信号盲分离研究[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2016, 37(8): 1100-1103.
HUANG Lu, WANG Hong. Blind separation of EEG signals based on blind deconvolution[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science Edition), 2016, 37(8): 1100-1103.
- [22] 罗志增, 严志华, 傅炜东. 基于CEEMDAN-ICA的单通道脑电信号眼电伪迹滤除方法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(8): 75-80.
LUO Zhizeng, YAN Zhihua, FU Weidong. CEEMDAN-ICA based single-channel EEG artifact filtering method[J]. Journal of Sensor Technology, 2018, 31(8): 75-80.
- [23] 胡爱军, 孙敬敬, 向玲. 经验模态分解中的模态混叠问题[J]. 振动测试与诊断, 2011, 31(4): 429-434.
HU Aijun, SUN Jingjing, XIANG Ling. Modal aliasing in empirical modal decomposition[J]. Vibration Testing and Diagnosis, 2011, 31(4): 429-434.
- [24] NEILSON L A, MIKHAIL K, KOLES Z J. A computationally efficient method for accurately solving the EEG forward problem in a finely discretized head model[J]. Clinical Neurophysiology Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology, 2005, 116(10): 2302-2314.
- [25] GOLDBERGER A L, AMARAL L A, GLASS L, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals[J]. Circulation, 2000, 101(23): E215.
- [26] GERWIN S, MCFARLAND D J, THILO H, et al. BCI2000: A general-purpose brain-computer interface (BCI) system[J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 2004, 51(6): 1034-1043.

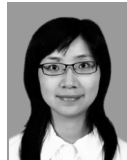
作者简介:



吴全玉(1977-),男,副教授,硕士生导师,研究方向:嵌入式康复系统开发、医学信号处理和血流动力学仿真,E-mail: wuquanyu@jsut.edu.cn.



张文强(1995-),男,硕士研究生,研究方向:机电产品检测与智能控制、生物医学信号处理。



潘玲佼(1982-),女,讲师,研究方向:医学图像处理、数字信号处理。



陶为戈(1973-),男,副教授,硕士生导师,研究方向:物联网技术与应用、无线通信与智能控制。



刘晓杰(1978-),男,教授,硕士研究生导师,研究方向:智能信息处理与应用。