

基于最大信噪比盲源分离的脑电信号伪迹滤波算法

罗志增, 曹 铭

(杭州电子科技大学机器人研究所, 浙江杭州 310018)

摘 要: 心电和眼电伪迹是脑电信号中最常见的干扰, 本文提出一种基于最大信噪比盲源分离的伪迹滤波算法. 该算法以分离矩阵为变元建立源信号的信噪比目标函数, 寻找能使目标函数达到极大(或极小)值的分离矩阵, 进而通过分离矩阵求得估计信号. 算法的实施过程是, 首先利用小波变换去除在原始脑电信号中的部分噪声, 然后用基于最大信噪比盲源分离的伪迹滤波算法对消噪后仍含有心电和眼电的脑电信号进行盲信号分离, 并引入相关系数验证盲信号分离输出与源信号的一致性. 实验结果表明盲分离后各输出信号间的互相关系数较分离前大幅下降, 从而证实了算法对于心电和眼电伪迹分离的有效性.

关键词: 脑电信号; 小波变换; 最大信噪比; 盲信号分离; 互相关系数

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 12-2926-06

An Algorithm to Filter Artifacts in EEG Based on Blind Source Separation of Maximum Signal Noise Ratio

LUO Zhi-zeng, CAO Ming

(Robot Research Institute, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: Electrocardiography (EKG) and electro-oculogram (EOG) are the most common interference in electroencephalogram (EEG), and this paper presents an algorithm to filter artifacts in EEG based on blind source separation of maximum signal noise ratio. The algorithm takes separation matrix as a variable to establish the objective function of original signal to noise ratio, looking for the separation matrix which makes the objective function reach a maximum (or minimum) value. Then the estimated signal can be obtained through the separation matrix. The algorithm has the following steps in the implementation process. Firstly, part noise in the original EEG is removed through wavelet transform. Then the denoised EEG which still contains EKG and EOG is separated by the algorithm to filter artifacts based on blind source separation of maximum signal noise ratio. And correlation coefficient is introduced to verify the consistency between the outputs of blind source separation and the original signals. The experimental results indicate that the cross-correlation coefficient between the output signals of blind separation dropped significantly compared with the original signals. Thus the algorithm is effective for removing EKG and EOG in EEG.

Key words: electroencephalogram; wavelet transform; maximum signal noise ratio; blind signal separation; cross-correlation coefficient

1 引言

脑电信号 (Electroencephalogram, EEG) 包含大量的生理甚至疾病信息, 在临床医学及脑科学研究领域中起着非常重要的作用. 但由于脑电信号具有非平稳性、随机性和非线性^[1]的特点, 且信号微弱、易受干扰, 所以采集过程中不可避免地混入非脑神经组织产生的各种伪迹 (干扰) 成分, 如眼电 (Electro-Oculogram, EOG)、肌电 (Electromyography, EMG)、心电 (Electrocardiography, EKG)、工频等伪迹. 这些伪迹严重影响脑电信号的正常提取和后续分析, 也是脑电信号前期处理的难点之一^[2]. 因而

如何对脑电信号进行预处理、去除各种伪迹成分, 并从中提取出有效的脑电信号成分, 是众多国内外学者关注的重要问题, 具有重大的理论和实践意义.

早期的伪迹去除方法包括回归法和伪迹减法, 近年来又出现了主分量 (Principal Component Analysis, PCA) 分析、独立分量 (Independent Component Analysis, ICA) 分析和小波变换等新的方法^[3]. 其中, 主分量分析和独立分量分析都属于盲源分离 (Blind Source Separation, BSS) 方法, 是近二十年迅速发展起来的一个新的研究领域, 广泛应用于语音、图像、生物医学信号、通信信号和遥感遥测信号的处理, 具有广阔的发展前景^[4]. 在脑电伪迹去

除方面,很多学者已开始尝试盲源分离方法并取得了意想不到的效果,如 Vigario 等^[5]把 FastICA 算法应用于 EEG 和 Magnetoencephalographic (MEG) 数据,试验表明即使伪迹比脑电信号还要微弱,也可以较好的被滤除; Flexer 等^[6]人则证明了盲人 EEG 信号中的不规则眼动伪迹也可以由 ICA 分离出来。

基于最大信噪比的盲源分离算法是一种全局最优的盲源分离算法,具有较低的计算复杂度,它把源信号与估计信号的误差作为噪声,以分离矩阵为变元建立源信号的信噪比目标函数,寻找能使目标函数达到极大(或极小)值的分离矩阵,使目标信号达到最大信噪比。求解过程把求优转换为广义特征值求解,用求出的广义特征值构成特征向量矩阵——分离矩阵,进而求得估计信号,所以具有盲源分离效果越好时信噪比越大的特点^[7]。该算法最初曾在语音信号盲源分离上有过尝试,并取得了良好的效果,近年来王凌燕等^[8]将该算法用于核潜艇振动信号的盲分离,曾复等^[9]将该算法用于压水堆松动信号的提取,吴新杰等^[10]用该算法来分离两相流信号,都取得了令人信服的分离效果。本文尝试用基于最大信噪比的盲源分离算法滤除脑电信号中的心电和眼电伪迹干扰,以提取真实的脑电信号,并用实验仿真证明该算法在脑电伪迹去除方面的有效性。

2 基于最大信噪比盲源分离的伪迹滤波算法

2.1 盲源分离算法的基本内容

盲源分离描述了对未知源信号的估计重现过程,是一种有效提取源信号的方法^[11]。这里的“盲”指源信号不可观测、混合系统特性事先未知。盲源分离系统如图 1 所示。

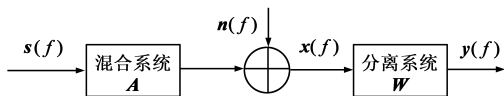


图1 盲源分离系统

设信号和噪声的混合模型为:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

式(1)中, $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$ 和 $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ 分别为 t 时刻源信号矢量和观测信号矢量, 本文源信号包括脑电信号, 以及心电、眼电等伪迹信号。 $\mathbf{n}(t)$ 为噪声项, \mathbf{A} 为 $m \times n$ 的混合矩阵, 为了便于分析, 通常取 $m = n$ 。显然, 式(1)是有噪声的盲源分离模型, 但在盲源分离算法实际应用中采用的是无噪声盲源分离模型, 所以在对信号进行盲源分离之前需要进行消噪, 以确保实际情况与模型基本一致。此外, 盲源分离还需要遵循一些原则: 从统计角度而言, 各源信号相互独立; 最多允许有一个源信号是高

斯信号; 源信号的混合方式是线性的; 观测信号的数目不小于源信号的数目, 即 $m \geq n$, 为了简化分析, 本文只考虑 $m = n$ 的情况。文中待分离的信号是含眼电和心电的脑电信号, 由于脑电信号、心电和眼电等伪迹信号都是由不同的独立源产生, 且各方面条件均符合盲源分离的前提条件。设消噪后的盲源分离模型为:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (2)$$

盲源分离就是仅通过观测信号 $\mathbf{x}(t)$ 和源信号 $\mathbf{s}(t)$ 的概率分布先验知识来恢复出 $\mathbf{s}(t)$, 其输出可由式(3)得到:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) = \mathbf{G}\mathbf{s}(t) \quad (3)$$

式(3)中, $\mathbf{y}(t)$ 为 $\mathbf{s}(t)$ 的一个估计, 被称为估计信号或分离信号, \mathbf{G} 为全局变换矩阵。如果全局变换矩阵可表示为 $\mathbf{G} = \mathbf{P}\mathbf{D}$ (\mathbf{P} 为 $n \times n$ 维置换矩阵, \mathbf{D} 为 $n \times n$ 维对角矩阵), 则 $\mathbf{y}(t) = \mathbf{P}\mathbf{D}\mathbf{s}(t)$ 。恢复后的 $\mathbf{y}(t)$ 与 $\mathbf{s}(t)$ 相比, 信号的幅度和前后顺序有所不同, 称为盲源分离的内在不确定性。由于信息主要包含在信号的波形中, 所以不确定性并不影响盲源分离技术的应用。

盲源分离最终结果是通过分离矩阵 \mathbf{W} 求得估计信号 $\mathbf{y}(t)$, 因此分离矩阵 \mathbf{W} 的求解比较关键。有关分离矩阵的求解算法很多, 既有批处理算法也有自适应在线算法。算法的形式虽多, 但推导思路却大同小异。首先选择恰当的目标函数, 然后采用某种优化算法来搜索目标函数的极值点。其中目标函数决定算法的统计性能, 包括一致性、渐进方差和稳健性等; 优化算法决定 BSS 的算法性能, 包括收敛速度、运算量、需要的内存量和数值稳定性等。

2.2 基于最大信噪比的盲源分离算法原理

根据盲源分离式(3), 把源信号 \mathbf{s} 与其估计信号 \mathbf{y} 的误差 $\mathbf{e} = \mathbf{s} - \mathbf{y}$ 作为噪声信号, 建立恢复信号 \mathbf{s} 的信噪比函数为:

$$\text{SNR} = 10 \log \frac{\mathbf{s} \cdot \mathbf{s}^T}{\mathbf{e} \cdot \mathbf{e}^T} = 10 \log \frac{\mathbf{s} \cdot \mathbf{s}^T}{(\mathbf{s} - \mathbf{y}) \cdot (\mathbf{s} - \mathbf{y})^T} \quad (4)$$

由于源信号 \mathbf{s} 是未知的, 考虑到 $\mathbf{y}(n)$ 含有噪声, 因此用估计信号的滑动平均 $\tilde{\mathbf{y}}$ 代替源信号 \mathbf{s} , 式(4)变为:

$$\text{SNR} = 10 \log \frac{\mathbf{s} \cdot \mathbf{s}^T}{\mathbf{e} \cdot \mathbf{e}^T} = 10 \log \frac{\tilde{\mathbf{y}} \cdot \tilde{\mathbf{y}}^T}{(\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y}) \cdot (\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y})^T} \quad (5)$$

式(5)中: $\tilde{y}_i(n) = \frac{1}{p} \sum_{j=0}^{p-1} y_i(n-j)$, $i = 0, 1, 2, \dots, p-1$, 滑动平均长度 p 可根据信号的噪声特性选取 (p 可为小于 100 的整数), 为了简化计算, 将式(5)中分子中的 $\tilde{\mathbf{y}}$ 用 \mathbf{y} 代替。因此得到最大信噪比目标函数为:

$$\mathbf{F}(\mathbf{y}) = \text{SNR} = 10 \log \frac{\mathbf{y} \cdot \mathbf{y}^T}{(\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y}) \cdot (\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y})^T} \quad (6)$$

式(6)中: $\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x}$; $\tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{W}\tilde{\mathbf{x}}$; \mathbf{W} 为分离矩阵; $\tilde{\mathbf{x}}$ 为混合信

号经滑动平均处理后的信号,即:

$$\tilde{x}_i(n) = \frac{1}{p} \sum_{j=0}^p x_i(n-j), i=0,1,2,\cdots,p-1 \quad (7)$$

为了优化目标函数,式(6)可以写成:

$$\begin{aligned} F(\mathbf{W}, \mathbf{x}) &= 10 \log \frac{\mathbf{W} \mathbf{x} \mathbf{x}^T \mathbf{W}^T}{\mathbf{W}(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}) \cdot (\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x})^T \mathbf{W}^T} \\ &= 10 \log \frac{\mathbf{W} \mathbf{C} \mathbf{W}^T}{\mathbf{W} \tilde{\mathbf{C}} \mathbf{W}^T} = 10 \log \frac{\mathbf{V}}{\mathbf{U}} \end{aligned} \quad (8)$$

式(8)中: $\mathbf{C} = \mathbf{x} \mathbf{x}^T$, $\tilde{\mathbf{C}} = (\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x})(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x})^T$ 为相关矩阵; $\mathbf{V} = \mathbf{W} \mathbf{C} \mathbf{W}^T$; $\mathbf{U} = \mathbf{W} \tilde{\mathbf{C}} \mathbf{W}^T$.

以分离矩阵 \mathbf{W} 对式(8)两边求梯度得:

$$\frac{\partial F}{\partial \mathbf{W}} = \frac{2\mathbf{W}}{\mathbf{V}} \mathbf{C} - \frac{2\mathbf{W}}{\mathbf{U}} \tilde{\mathbf{C}} \quad (9)$$

由于目标函数 $F(\mathbf{W}, \mathbf{x})$ 的极值点为式(9)的零点,因此得:

$$\mathbf{W} \mathbf{C} = \frac{\mathbf{V}}{\mathbf{U}} \mathbf{W} \tilde{\mathbf{C}} \quad (10)$$

通过求解式(10)就可得分离矩阵 \mathbf{W} . 文献[12]已证明式(10)的解 \mathbf{W} 为矩阵 $\tilde{\mathbf{C}} \cdot \mathbf{C}^{-1}$ 的特征向量,只要求得 $\tilde{\mathbf{C}} \cdot \mathbf{C}^{-1}$ 的特征向量,就可以求得 \mathbf{W} ,进而可求得源信号 \mathbf{s} 的估计 \mathbf{y} .

3 实验结果与分析

本文实验 EEG 采集用美国 NeuroScan 公司的 SCAN 4.3 系统. DC 采集,采样频率为 1000Hz,精度为 32 bit, Notch 50Hz 频率,0.1~75Hz 的带通滤波器,健康男性实验者,年龄 24 岁,在头脑清醒的情况下闭目接受测试. 脑电电极按照国际标准 10—20 系统放置,采集点 8 个,脑电采集电极位置依次是 Fp1、Fp2、C3、C4、P3、P4、VEOG、EKG,参考电极在双耳. 本文选取 C4 通道 EEG、VEOG、EKG 进行仿真实验. 其中 VEOG 布置在左眼上侧约 1cm 处,为垂直眼电;EKG 布置在锁骨与心脏之间位置,为心电. 实验首先对各通道数据进行小波消噪,然后在消噪基础上完成盲信号分离.

3.1 小波分解与重构

脑电信号是不稳定的随机信号,在采集过程中既会受到干扰信号(伪迹)的影响,也会带来噪声,且上文所述盲源分离算法是无噪模型,所以首先要对采集到的各通道数据进行消噪处理. 本文用小波多分辨率分析和重构来去除各通道中的噪声. 小波多分辨率分析的实质是将信号在有限尺度上做小波分解,使交织在一起的不同频率组成的混合信号分解成不同频段的子信号,其中小尺度对应信号的高频分量,时域分辨率高;大尺度对应信号的低频分量,频域分辨率高.

本文选 dB5 小波作为小波函数,并对各通道信号做 5 层小波分解,使其具有不同的小波系数,这样可以去除与噪声相关的系数,然后重构信号保留信号中有

用的成分. 图 2 为原始 C4 通道 EEG 和消噪后 C4 通道 EEG.

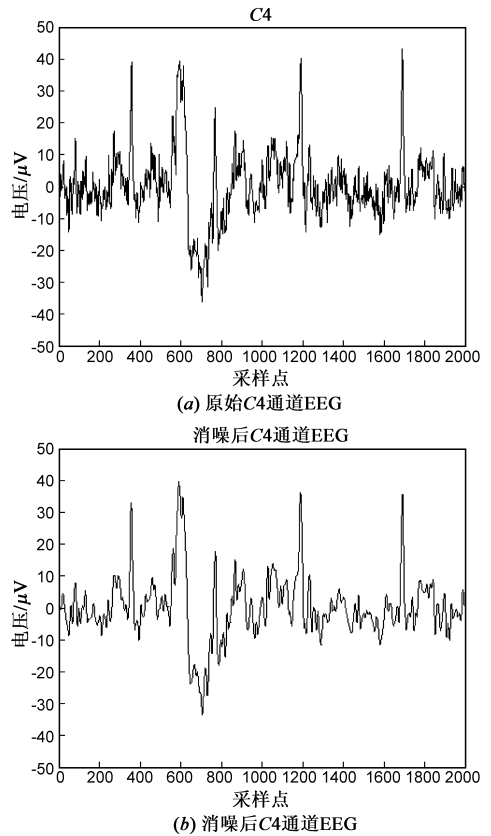


图2 原始C4通道EEG和消噪后C4通道EEG

由图 2 观测可知,经小波重构后的脑电信号,取得了不错的消噪效果,暂且认为是一个无噪模型的信号.

3.2 盲信号分离

本文对经小波消噪后的 C4 通道脑电信号、眼电信号、心电信号用上文所述的基于最大信噪比的盲源分离算法进行实验仿真,首先对各通道消噪后的信号去均值和白化处理,然后对其进行盲信号分离,实验中,取滑动平均长度为 80.

由于信号经盲源分离后,所得信号的顺序是不确定的,且信号的幅度和相位与观测信号也有所差异. 为了能识别出哪路信号是消除眼电和心电后的 C4 通道 EEG,本文采用了相关法进行处理. 由于眼电和心电信号分别是由单个独立源产生的,分别计算各输出分量与眼电和心电的相关性程度,相关系数最大者分别为分离后的眼电和心电信号,最后剩下的那个输出分量为消噪后 C4 通道中分离出眼电和心电的脑电信号^[13]. 相关系数的定义如下:

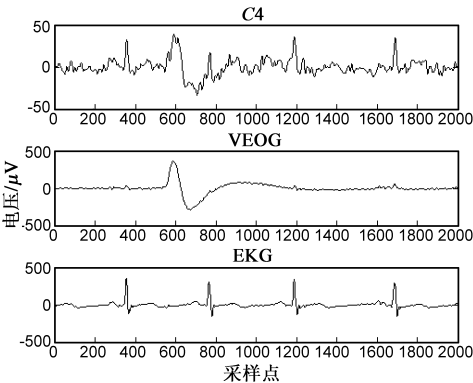
$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{n=0}^{\infty} x_n(t) y_n(t)}{\left[\sum_{n=0}^{\infty} x_n^2(t) \sum_{n=0}^{\infty} y_n^2(t) \right]^{1/2}} \quad (11)$$

式(11)中 $\mathbf{x}(t)=[x_0(t), x_1(t), \cdots, x_n(t)]^T$ 和 $\mathbf{y}(t)=[y_0(t), y_1(t), \cdots, y_n(t)]^T$ 为 t 时刻两个能量有限的确定信号, ρ_{xy} 为它们的相关系数, 且 $|\rho_{xy}| \leq 1$, ρ_{xy} 反应了 $\mathbf{x}(t)$ 与 $\mathbf{y}(t)$ 之间的相似程度. 本文在求解相关系数时, 设 $\mathbf{x}(t)$ 为各输出分量, $\mathbf{y}(t)$ 为眼电或心电信号, 然后将 $\mathbf{x}(t)$ 和 $\mathbf{y}(t)$ 代入式(11), 进而求得相互间的相关系数.

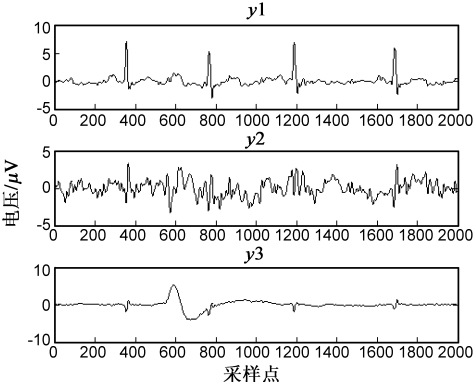
表 1 为根据式(11)所求得各输出分量与心电和眼电信号的相关系数, 观察表 1 结果可知, 输出信号 1 为心电信号(EKG), 输出信号 2 为消除眼电和心电后的 C4 通道 EEG, 输出信号 3 为眼电信号(VEOG). 图 3 为各通道消噪后待盲源分离的信号及其盲源分离的结果.

表 1 各输出分量与心电和眼电信号的相关系数

输出信号	互相关系数	
	EKG	VEOG
信号 1	0.9047	0.2488
信号 2	0.2613	0.1523
信号 3	0.3365	0.9565



(a) 各通道消噪后待盲源分离的信号



(b) 各通道盲源分离的结果

图3 各通道消噪后待盲源分离的信号及其盲源分离的结果

为了验证本文所用盲源分离算法的性能, 本文将盲源分离前后各通道信号间的相关性做了比较, 表 2 为分离前后各通道信号间的互相关系数.

由表 2 观察可知, 经盲源分离后的各通道信号间的互相关系数明显大幅下降, 都近似等于 0. 对于脑电信号, 说明包含的 EKG、VEOG 伪迹基本被消除, 本文所用

盲源分离算法取得了良好的分离效果.

表 2 分离前后各通道信号间的互相关系数

信号	盲源分离前互相关系数	盲源分离后互相关系数
C4, VEOG	0.7171	≈ 0
C4, EKG	0.3181	≈ 0
VEOG, EKG	0.0570	≈ 0

为了进一步验证本文算法的盲源分离输出分量和源信号的逼近程度, 本文引进矩阵分量的互相关系数作为评价的标准, 并同常用的 FastICA 算法和 Infomax 算法做了比较. 矩阵分量互相关系数的定义为:

$$\rho_{W(i)\hat{W}(j)} = \frac{\sum_{n=1}^{\infty} W(i)_n \hat{W}(j)_n}{\left[\sum_{n=1}^{\infty} W^2(i)_n \sum_{n=1}^{\infty} \hat{W}^2(j)_n \right]^{1/2}} \quad (12)$$

式(12)中 $W(i)_n$ 为分离矩阵 W 中第 i 列的 n 个元素; \hat{W} 为由消噪后观测信号的等间距差分作为新的观测信号后, 所求得的分离矩阵, 所以 $\hat{W}(j)_n$ 为 \hat{W} 中第 j 列的 n 个元素, $\rho_{W(i)\hat{W}(j)}$ 为 W 中第 i 列元素和 \hat{W} 中第 j 列元素的相关系数, $|\rho_{W(i)\hat{W}(j)}| \leq 1$.

表 3 是根据式(12)求得的本文盲源分离算法的矩阵分量互相关系数, W 和 \hat{W} 的互相关系数反映了输出分量与源信号的相关程度, 即输出分量与源信号的逼近程度. 由文献[14]得出的盲信号分离输出和源信号的一致性判断结论可知, 只要矩阵分量的相关系数最大值大于 0.95, 则可认为输出分量与源信号是一致的; 若相关系数最大值小于 0.8, 输出分量与源信号出现较大的偏差, 计算结果不可信. 观察表 3 可知, 每一行互相关系数大于 0.95 均只有一个, 且余者与之差别较大, 因此, 容易判定分离后的输出信号与源信号是一致的.

表 3 本文算法矩阵分量的互相关系数

矩阵分量	互相关系数		
	$\hat{W}(1)$	$\hat{W}(2)$	$\hat{W}(3)$
$W(1)$	0.9996	0.3938	0.8651
$W(2)$	0.3913	0.9995	0.1514
$W(3)$	0.8764	0.0691	0.9987

表 4 和表 5 分别为 FastICA 算法和 Infomax 算法的矩阵分量互相关系数, 通过对比表 3 和表 4、表 5 可知, FastICA 算法和 Infomax 算法的矩阵分量每一行的互相关系数大于 0.95 的也均只有一个, 但每一行大于 0.95 的值均小于本文算法矩阵分量中大于 0.95 的值, 由此可知, FastICA 算法和 Infomax 算法输出分量与源信号的逼近程度不如本文算法.

为了定量的验证本文所提出的基于最大信噪比盲源分离的脑电伪迹滤波算法具有较低的计算复杂度, 用运算时间作为衡量参数, 并同常用的 FastICA 算法和 Infomax 算法做了比较. 运算时间越少, 计算复杂度越

低.用 Matlab 的 tic,toc 函数计算运算时间,计算环境为 CPU 奔腾四 3.0GHz,内存 1GB,分别运行 5 次,比较三者的计算复杂度.计算结果如表 6 所示.

表 4 FastICA 算法矩阵分量的互相关系数

矩阵分量	互相关系数		
	$\hat{W}(1)$	$\hat{W}(2)$	$\hat{W}(3)$
$W(1)$	0.4386	0.9786	0.4117
$W(2)$	0.9658	0.3933	0.6303
$W(3)$	0.8765	0.5458	0.9525

表 5 infomax 算法矩阵分量的互相关系数

矩阵分量	互相关系数		
	$\hat{W}(1)$	$\hat{W}(2)$	$\hat{W}(3)$
$W(1)$	0.5313	0.3577	0.9508
$W(2)$	0.0390	0.9532	0.6454
$W(3)$	0.9673	0.4140	0.7514

表 6 三种算法运算时间表

算法	第 1 次	第 2 次	第 3 次	第 4 次	第 5 次	平均
本文算法	0.0162s	0.0168s	0.0163s	0.0166s	0.0170s	0.0166s
FastICA	0.0484s	0.0504s	0.0507s	0.0454s	0.0449s	0.0480s
Infomax	0.0665s	0.0668s	0.0653s	0.0650s	0.0663s	0.0660s

由于计算机操作系统的多进程特性,5 次运算时间略有不同,取平均后可以发现,本文算法的运算时间低于 FastICA 算法和 Infomax 算法,具有较低的计算复杂度,执行效率明显优于 FastICA 算法和 Infomax 算法.

4 结论

本文尝试用基于最大信噪比的盲源分离算法对消噪后的脑电信号进行了盲分离,该算法不需要任何迭代,计算复杂度低,效率高,编程简单.通过实验仿真分析得出该算法能成功滤除混在脑电信号中的 EKG 和 VEOG 伪迹.引入的相关系数验证了输出分量与源信号的一致性,并与常用的 FastICA 算法和 Infomax 算法做了比较,证明了基于最大信噪比盲源分离的脑电伪迹滤波算法性能的优越性,分离后的信号更接近源信号,且计算复杂度低.分离后信号间互相关系数接近零的结果表明分离后的脑电信号基本消除了 EKG 和 VEOG 伪迹,得到了干扰较小、去除伪迹的有用脑电信号,为下一步准确的进行脑电信号特征提取和模式识别提供了保障.

参考文献

[1] Milan JR, Mourino J. A synchronous BCI and local neural classifiers: an overview of the adaptive brain interface project[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2003, 11(2): 159 – 161.

[2] 万柏坤, 朱欣, 杨春梅, 等. ICA 去除 EEG 中眼动伪差和工

频干扰方法研究[J]. 电子学报, 2003, 31(10): 1571 – 1574.

WAN Bai-kun, ZHU Xin, YANG Chun-mei, et al. Study on applying independent component analysis to remove blink artifacts and power noise in EEG[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(10): 1571 – 1574. (in Chinese)

[3] 杜晓燕, 李颖洁, 朱贻盛, 等. 脑电伪迹去除的研究进展[J]. 生物医学工程学杂志, 2008, 25(2): 464 – 467.

Du Xiaoyan, Li Yingjie, Zhu Yisheng, et al. Removal of artifacts from EEG signal[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2008, 25(2): 464 – 467. (in Chinese)

[4] 谢胜利, 孙功宪, 肖明, 等. 欠定和非完全稀疏性的盲信号提取[J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1028 – 1031.

XIE Sheng-li, Sun Gong-xian, XIAO Ming, et al. Underdetermined and incompletely sparse blind signal extraction[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5): 1028 – 1031. (in Chinese)

[5] Vigario R, Sarela J, Jousmiki V, et al. Independent component approach to the analysis of EEG and MEG recordings[J]. IEEE Transactions Biomedical Engineering, 2000, 47(5): 589.

[6] Flexer A, Bauer H, Pripfl J, et al. Using ICA for removal of ocular artifacts in EEG recorded from blind subjects[J]. Neural Networks, 2005, 18(7): 998.

[7] 张小兵, 马建仓, 陈翠华, 等. 基于最大信噪比的盲源分离算法[J]. 计算机仿真, 2006, 23(10): 72 – 75.

ZHANG Xiao-bing, MA Jian-cang, CHEN Cui-hua, et al. A blind source separation algorithm based on maximum signal noise ratio[J]. Computer Simulation, 2006, 23(10): 72 – 75. (in Chinese)

[8] 王凌燕, 候文. 基于最大信噪比的潜艇振动信号盲分离算法[J]. 机械工程与自动化, 2009, 3(154): 110 – 114.

WANG Ling-yan, Hou Wen. Submarine vibration signal blind separation technology based on maximal signal noise ratio[J]. Mechanical Engineering & Automation, 2009, 3(154): 110-114. (in Chinese)

[9] 曾复, 方力先. 基于盲源分离算法的压水堆松动件信号提取方法[J]. 原子能科学技术, 2009, 43(12): 1110 – 1113.

ZENG Fu, FANG Li-xian. Approach to extracting loose parts impact signal from pressurized water reactor based on blind source separation algorithm[J]. Atomic Energy Science and Technology, 2009, 43(12): 1110 – 1113. (in Chinese)

[10] 吴新杰, 刘石, 许超. 基于最大信噪比测量两相流速度[J]. 工程热物理学报, 2009, 30(12): 2051 – 2054.

WU Xin-Jie, LIU Shi, XU Chao. Measured two-phase flow velocity based on maximum signal noise ratio[J]. Journal of Engineering Thermophysics. 2009, 30(12): 2051 – 2054. (in Chinese)

[11] 杨晓阔, 王曙钊, 王峻, 等. 基于特征向量盲分离的多频微弱信号检测方法[J]. 传感技术学报, 2008, 21(8): 1393 – 1397.

YANG Xiao-kuo, WANG Shu-zhao, WANG Jun, et al.

Method for detection of multi-frequency weak signal based on vector blind source separation[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2008, 21(8): 1393 – 1397. (in Chinese)

- [12] Borga M. Learning Multidimensional Signal Processing[D]. Linköping, Sweden: Department of Electrical Engineering, Linköping University, 1998.

- [13] 罗志增, 李亚飞, 孟明, 等. 一种基于二代小波变换与盲信号分离的脑电信号处理方法[J]. 航天医学与医学工程, 2010, 23(2): 137 – 140.

LUO Zhi-zeng, LI Ya-fei, MENG Ming et al. A processing method of EEG signals based on second generation wavelet transform and blind signal separation[J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2010, 23(2): 137 – 140. (in Chinese)

- [14] 姚志湘, 刘焕彬, 粟晖. 盲信号分离输出与源信号的一致性判断[J]. 华南理工大学学报, 2007, 35(5): 50 – 53.

Yao Zhi-xiang, Liu Huan-bin, Su Hui. Judgment on consistency of blind source separation outputs with source signals[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2007, 35(5): 50 – 53. (in Chinese)

作者简介



罗志增 男, 1965 年 8 月出生, 浙江慈溪人, 教授, 博士生导师, 1998 年在浙江大学获博士学位, 主要从事机器人技术、传感器及多信息融合、生物医学信息检测与利用等领域的研究.
E-mail: luo@hdu.edu.cn



曹 铭 男, 1986 年 10 月出生, 浙江舟山人, 现为杭州电子科技大学控制理论与控制工程专业硕士研究生, 研究方向为人工智能与模式识别.
E-mail: caoming1168@sina.com