

DOI: 10.7652/xjtuxb201310022

去除脑电信号眨眼伪差的独立成分时域相关算法

盛恒松¹, 田洪君², 郑崇勋¹, 徐进¹

(1. 西安交通大学生物医学信息工程教育部重点实验室, 710049, 西安; 2. 南京丰盛超导技术有限公司, 211113, 南京)

摘要: 针对脑电信号易受眨眼动作干扰的问题,提出了一个自动地去除眨眼伪差的独立成分时域相关算法。该算法使用独立成分进行分析,并分解脑电信号,然后利用眨眼伪差独立成分与某些导联的脑电信号之间在时域存在较大相关性的特点,计算每个独立成分与前额附近的 5 个导联(Fp1,Fp2,F3,F4,Fz)信号的相关值的累加值,并对该值进行排序,将具有最大值的独立成分识别为眨眼伪差独立成分,将其设置为 0,最后重建干净的脑电信号。通过对脑电信号的去除伪差实验表明:眨眼伪差引起的干扰基本被消除,伪差检测算法的敏感度和特异度分别是 97.7% 和 98.3%,同时该算法能有效保持脑电信号基本不变。

关键词: 时域相关;独立成分分析;脑电;眨眼伪差

中图分类号: R318.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)10-0127-05

A Method for Removing Eye-Blink Artifacts from EEG Signals by Temporal Correlation of Independent Component Analysis

SHENG Hengsong¹, TIAN Hongjun², ZHENG Chongxun¹, XU Jin¹

(1. Key Laboratory of Biomedical Information Engineering of Ministry of Education, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Nanjing Fullshare Superconducting Technology Co. Ltd., Nanjing 211113, China)

Abstract: A novel method is proposed to remove eye-blink artifacts from EEG signals automatically. The EEG signals are decomposed by independent component analysis (ICA), and the features of temporal correlation between ICs and observed EEG signals from some electrodes are extracted. The sum of the correlation between each IC and EEG signal from respective electrodes Fp1, Fp2, F3, F4 and Fz is then calculated. These correlation values are sorted in descending order. The IC with the biggest correlation value in all the ICs is picked out for the eye-blink artifact component, and is finally counted as zero to reconstruct clean EEG signals. Experiments for purifying contaminated EEG signals show that eye-blink artifacts are successfully removed from EEG signals, the sensitivity and specificity of the artifacts detection algorithm get to 97.7% and 98.3%, respectively, remaining the original EEG signal feature.

Keywords: temporal correlation; independent component analysis; EEG; eye-blink artifacts

脑电(EEG)信号是大脑神经细胞的电生理活动在头皮层的反映。目前已经有大量利用脑电信号对大脑认知问题及大脑相关病症所进行的研究报道。在临床或者实验中,EEG 信号通常混合有各种干扰,一方面这些伪差信号的幅值通常是 EEG 信号的几十倍,反映出 EEG 信号极低信噪比的特点;另外一方面,这些干扰信号与脑电信号的频谱混叠,从频域特征上也不容易去除。这些干扰伪差信号严重

影响了 EEG 信号的解释。

因为被采集者不容易控制眨眼动作,因此眨眼伪差(眨眼动作对脑电信号产生的干扰伪差信号)是脑电信号中最为常见的伪差源。一种简易的方法是通过观察眼电(EOG)污染的脑电信号,然后直接丢弃被伪差干扰的信号部分,但是对于污染严重的眼电信号,使用该方法会使得丢弃的信号过多,另外也会费时费力。针对这个问题,一个广泛使用的方法是基于时域或者频域的回归方法^[1],一些作者也提出了其他一些自动去除伪差的方法^[2-5],但通常都是基于离线分析,而且往往需要一个参考通道,有研究证明 EOG 参考通道通常不可避免地包含了脑电神经信号。最近,独立成分分析(ICA)被广泛用于脑电信号伪差去除,有些作者提取独立成分功率谱和地形图特征^[6]来识别眨眼伪差分量,或者提取独立成分的方差和斜度^[7]等特征来识别伪差分量。这些方法一方面计算量比较大,另一方面准确率并不高,因而一般较难准确高效地去除眨眼伪差。

本文通过对脑电信号使用 ICA 算法分解以后的独立成分的观察发现,眨眼伪差成分和某些导联的观察脑电信号具有非常相似的时域特征。基于此,本文提出一种简单有效的基于 ICA 和时域相关的算法,自动识别出眨眼伪差成分,然后重建干净的脑电信号。

1 研究方法

1.1 ICA 原理

ICA 是多道信号分析中的一种盲源分离算法,其基本思想是将观测信号按统计独立原则分解为若干独立信号源成分^[8-10]。设观测信号 $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_K(t)]^T$, $t=1, 2, \dots, N$, 其中 N 是抽样点数, K 是通道个数。ICA 算法将观测信号看作是独立源成分基于混合矩阵的线性混合,即 $\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t)$, 其中 $\mathbf{S}(t)$ 是独立信号源成分, $\mathbf{A}$ 称为混合矩阵。

1.2 独立成分时域相关检测算法

基于以上 ICA 算法,本文相应地提出了独立成分时域相关检测算法。图 1 显示了一段 3 s 的被眨眼伪差干扰后的脑电信号以及被 ICA 算法分解后的独立成分,可以看到在大致 2.2 s 的时候,受试者发生了眨眼动作,在几个电极上的脑电信号有非常明显的波峰出现。同时,在该时刻第 4 个独立成分上,也出现了一个非常明显的波峰(由于 ICA 算法的原因,显示的两个波峰极性相反)。

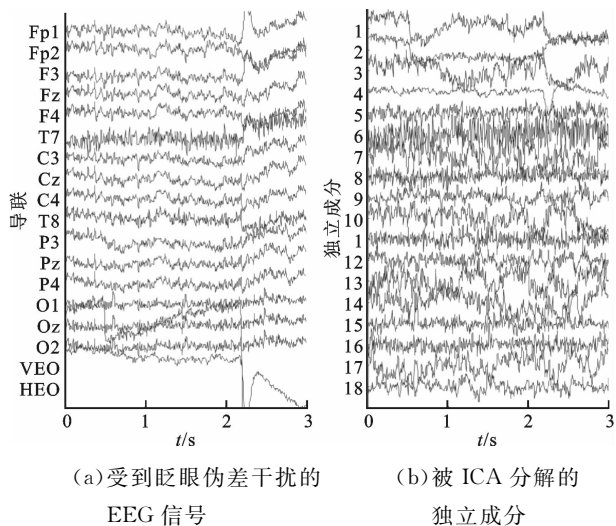


图 1 某受试者一段典型的脑电信号

独立成分时域相关检测算法描述如下。

- (1)对每个观察得到的脑电数据 $\mathbf{X}(t)$ 进行 ICA 分解,并设 $\mathbf{Z}(t)$ 是 ICA 分解后的所有独立成分。
- (2)首先将每个独立成分归一化,方法如下

$$Z'_i(t) = Z_i(t) / \max_{1 \leq t \leq m} (|Z_i(t)|), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中: m 代表总的时间采集点数; n 代表电极个数。同理,将所有的观察信号进行归一化处理,得到新的观察信号,设为 $\mathbf{X}'(t)$ 。上述计算可以将所有脑电信号与独立成分的波形的极值归一化为 ± 1 。由于眨眼伪差会使得脑电信号出现一个正波峰,针对某些 ICA 算法会发生将独立成分的极性变反的情况,采用下述公式对独立成分单独进行处理

$$Z'_i(t) = -1 \times Z_i(t) / \max_{1 \leq t \leq m} (|Z_i(t)|), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

- (3)统计学中的相关计算^[11]可以用于评价两个时域信号 $X(t)$ 和 $Y(t)$ 的相似性,该计算公式如下

$$R(X,Y) = \frac{E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\}}{(D(X)D(Y))^{1/2}} \quad (3)$$

式中: E 表示对变量取均值; D 表示计算变量的方差。

基于第二步骤计算得到的新的独立成分和脑电观察信号,对每个独立成分,应用式(3)计算每个成分与某些导联的观察信号的相关值,并将这些相关值进行求和,即

$$S_{cc}(i) = \sum_{j=1}^5 R(Z'_i, X'_j) \quad (4)$$

式(4)表示将第 i 个独立成分与前 5 个导联(Fp1, Fp2, F3, F2, F4)的脑电信号的相关值求和。

(4)对所有独立成分的 S_{cc} 进行降序排列。

(5)对每个数据集中的所有 S_{cc} 进行分析,如果具有最大值的独立成分的 S_{cc} 超过了平均 S_{cc} 的 2 倍,而且该独立成分中的极值也超过了独立成分平均值的 3 倍(即该波形中存在较大波峰),就挑选该独立成分,将其识别为眨眼伪差独立成分。

(6)将识别出来的眼电伪差独立成分设置为 0,然后依据 ICA 算法的原理,重建脑电信号,得到的即为干净的未受伪差污染的脑电信号。

2 数据采集与处理

挑选 20 个健康的在校大学生作为受试者,平均年龄 21 岁,水平电极放置在左右眼角旁,垂直电极放置在右眼球上下,其余脑电电极放置在 Fp1、Fp2、F3、Fz、F4、T7、C3、Cz、C4、T8、P3、Pz、P4、O1、Oz、O2 共 16 个位置上。采样率为 500 Hz,带通滤波器频率为 0.1~50 Hz,每人实验时间为 2 min。在实验过程中,根据人眨眼的持续期是 50~500 ms^[12-13],我们要求受试者按照上述通常的眨眼频率进行实验即可(实验记录也显示受试者均满足上述眨眼的频率和持续期)。随后使用 EEGLAB 工具箱^[14]将这些信号划分为 3 s 一段的 EEG 数据集,得到了 800 个 epoched 数据集。使用扩展信息最大化算法^[15]对这 800 个数据集进行分解,得到相应的独立成分数据集(ICs)。

为了客观地评价提出算法的有效性,基于上述预处理的结果,一个有经验的神经生理专家首先将这些独立成分在 ICs 数据集内进行逐个观察,并根据其经验识别出独立成分,进行标记,其识别依据为独立成分的时域波形、功率谱和地形图^[16-17]。然后

将所有的 EEG 数据集通过独立成分时域相关检测算法进行处理,并以专家的结果作为标准,给出检测算法的测试识别准确率。

3 实验结果

3.1 眨眼伪差识别结果

通过上节提出的测试方法,我们得到独立成分时域相关检测算法的敏感度和特异度^[18]分别是 97.7% 和 98.3%。该结果表明了本文算法可以较为有效地识别出眨眼伪差成分。

为了进一步显示本文算法的有效性,图 2 给出了本文算法检测识别的 4 个典型的伪差成分的时域波形。这些波形同时也被专家确定为眨眼伪差分量。从图 2 中可以看出,即使眨眼动作发生在 EEG 信号的左右边界,本文算法同样能识别出这样的伪差成分。

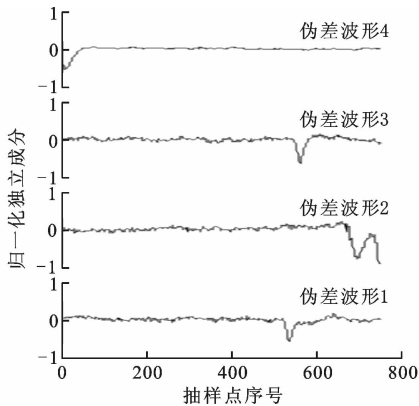


图 2 经过波峰检测算法识别的 4 个典型眨眼伪差独立成分

3.2 去除伪差结果

图 3 显示了一个使用本文算法去除伪差的例子。

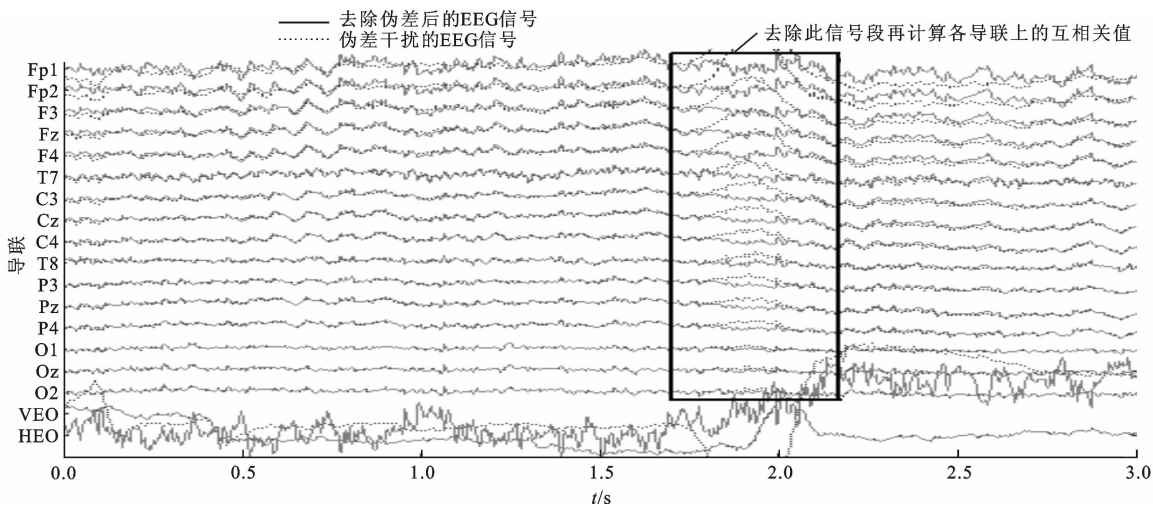


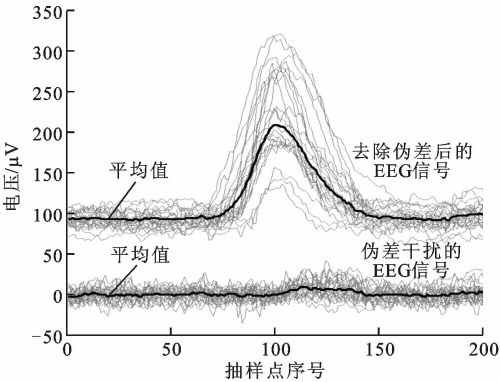
图 3 伪差去除前后的波形对比

对比伪差去除前后的波形可以看到,眨眼伪差引起的 EEG 信号的干扰基本已被消除。

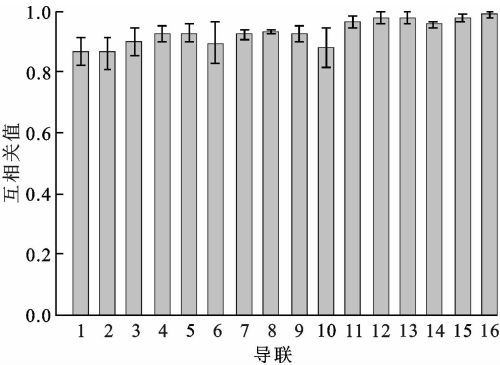
为了观察并统计更多的 EEG 波形去除伪差的效果,在前述的 20 名受试者的实验数据中,随机地从每人数据中选择出 4 个 EEG 信号段,共 80 个 EEG 信号段,将伪差去除前后的 EEG 波形进行对比,结果如图 4a 所示,为显示方便,只显示了 200 个抽样点的时间段。该图显示本文算法去除了那些眨眼动作引起的对 EEG 信号所产生的干扰。

评价伪差去除方法的有效性还需另外一个指标,即伪差去除方法是否对大脑潜在信号产生了破坏,本文使用了互相关值对此进行评价。首先,我们去掉眨眼时段的波形(去除伪差后,在原来发生眼电伪差信号的时间段内,信号势必发生较大的变化,如果将去除前后的信号直接进行比较,并不能有效地权衡去除伪差的方法对原始脑电信号的损失,因此我们将该段信号去掉后,再比较相关值),然后再计算伪差去除前后的两个时域波形的互相关(如图 3 所示,去掉了图中黑色矩形框内的信号段)。两个信号 u 和 v 的互相关值计算如下

$$\rho(u,v)=\frac{E[uv]}{(E[u^2]E[v^2])^{1/2}}\tag{5}$$



(a) 若干个眨眼伪差去除前后的 EEG 信号及其平均波形



(b) 6 个伪差去除前后 EEG 信号的互相关值

图 4 眨眼伪差去除效果评价

对于上述 80 个 EEG 信号段,计算出每个导联的互相关值,并统计 80 个值的均值和均方差,结果如图 4b 所示。从该图可以看出,除了第 1、2、6、10 导联(即 Fp1, Fp2, T7, T8)电极的互相关值比较小以外,其余导联电极上的值均比较大。这与眨眼伪差主要干扰前额附近电极的现象是一致的。因此,这是一个合理的、可以接受的结果,说明本文方法在去除伪差的同时基本能保持 EEG 信号。

4 讨论与结论

本文提出了一个自动去除眨眼伪差的方法,该方法基于独立成分分析,在分解独立成分的基础上,利用独立成分良好的时域特性,尤其是利用了与观察的脑电信号在时域上有非常好的相关性,从而自动识别出代表眨眼伪差的独立成分,然后重建干净的脑电信号。相比当前众多的去除伪差的方法,本文方法鲁棒性强,不需要大量的计算时间,也不需要参考信号,因而易于实际使用和推广。本文方法通过实际产生的脑电信号的测试,取得了较为满意的敏感度和特异度,证明了本文方法具有较好的去除伪差的效果。

相比一些其他的基于 ICA 的自动伪差去除方法^[2-3,6],本文方法更快速,也更鲁棒,这得益于以下几个原因:①独立成分的波形经过归一化方法预处理后,去除了个体差异;②受试者的眨眼动作存在一定的基本规律,比如持续期等;③ICA 算法基本能保证将眨眼伪差分解为一个(少数时候可能为两个)独立成分。

当在线使用时,对于 BCI 系统,一个抽样块是 50 个抽样点,对应时间是 200 ms,因此本文设置了一个 3 s 的时间窗。每次去除伪差后,移动时间窗并更新 50 个抽样数据,再进行新的伪差去除。通过测试,本文方法的伪差去除时间基本控制在 120 ms 以内,因此在时间上完全满足在线应用的要求。

值得指出的是,某些 ICA 算法并不能非常有效地将眨眼伪差分解到一个独立成分中,因而会导致该方法失效。在此情况发生时,检测相关值中是否有几个较为突出的,如果有几个值明显高于其他相关值,可以将其识别为眨眼伪差。

本文方法可以扩展去除其他伪差,比如基于 ICA 分解,然后提取功率谱和地形图^[6]来识别眼动伪差和肌电伪差,这样可以形成全面有效的 EEG 伪差去除系统,这是今后的研究方向。

参考文献:

- [1] KLADOS M A, PAPADELIS C, BRAUN C, et al. REG-ICA: a hybrid methodology combining blind source separation and regression techniques for the rejection of ocular artifacts [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2011, 6(3): 291-300.
- [2] 洪波, 唐庆玉, 杨福生, 等. ICA 在视觉诱发电位的少次提取与波形分析中的应用 [J]. *中国生物医学工程学报*, 2000, 19(3): 334-341.
HONG Bo, TANG Qingyu, YANG Fusheng, et al. ICA in the single-trial estimation and analysis of VEP [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2000, 19 (3): 334-341.
- [3] HSU W Y, LIN C H, HSU H J, et al. Wavelet-based envelope features with automatic EOG artifact removal; application to single-trial EEG data [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(3): 2743-2749.
- [4] LIU Z, DE ZWART J A, VAN GELDEREN P, et al. Statistical feature extraction for artifact removal from concurrent fMRI-EEG recordings [J]. *Neuroimage*, 2012, 59(3): 2073-2087.
- [5] CHEN C K, CHUA E, HSIEH Z H, et al. An EEG-based brain-computer interface with real-time artifact removal using independent component analysis [C]// 2012 IEEE International Conference on Consumer Electronics — Berlin. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 13-14.
- [6] GAO J F, YANG Y, LIN P, et al. Automatic removal of eye-movement and blink artifacts from EEG signals [J]. *Brain Topography*, 2010, 23(1): 105-114.
- [7] DAMMERS J, SCHIEK M, BOERS F, et al. Integration of amplitude and phase statistics for complete artifact removal in independent components of neuromagnetic recordings [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, 55(10): 2353-2362.
- [8] CHEN J L, ROS T, GRUZELIER J H. Dynamic changes of ICA-derived EEG functional connectivity in the resting state [J]. *Human Brain Mapping*, 2013, 34 (4): 852-868.
- [9] SAFIEDDINE D, KACHENOURA A, ALBERA L, et al. Removal of muscle artifact from EEG data: comparison between stochastic (ICA and CCA) and deterministic (EMD and wavelet-based) approaches [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2012, 2012(1): 127-141.
- [10] 高军峰, 郑崇勋, 王沛. 基于独立成分分析和流形学习的眼电伪差去除 [J]. *西安交通大学学报*, 2010, 44 (2): 113-118.
- GAO Junfeng, ZHENG Chongxun, WANG Pei. Real-time removal of ocular artifacts from EEG signals using ICA and manifold algorithm [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2010, 44 (2): 113-118.
- [11] CHOI J H, KIM M H, FENG L, et al. A new weighted correlation coefficient method to evaluate reconstructed brain electrical sources [J/OL]. *Journal of Applied Mathematics*, 2012, 2012: Article ID 251295. [2013-04-02]. <http://downloads.hindawi.com/journals/jam/2012/251295.pdf>.
- [12] IWASAKI M, KELLINGHAUS C, ALEXOPOULOS A V, et al. Effects of eyelid closure, blinks, and eye movements on the electroencephalogram [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2005, 116(4): 878-885.
- [13] CAFFIER P P, ERDMANN U, ULLSPERGER P. Experimental evaluation of eye-blink parameters as a drowsiness measure [J]. *European Journal of Applied Physiology*, 2003, 89(3/4): 319-325.
- [14] DELORME A, MAKEIG S. EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2004, 134: 9-21.
- [15] LEE T W, GIROLAMI M, SEJNOWSKI T J. Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed subgaussian and supergaussian sources [J]. *Neural Computation*, 1999, 11(2): 417-441.
- [16] HALDER S, BENSCH M, MELLINGER J, et al. Online artifact removal for brain-computer interfaces using support vector machines and blind source separation [J/OL]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2007, 2007: Article ID 82069. [2013-04-02]. <http://www.hindawi.com/journals/cin/2007/082069/abs/>.
- [17] JUNG T P, MAKEIG S, HUMPHRIES C, et al. Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation [J]. *Psychophysiology*, 2000, 37 (2): 163-178.
- [18] TARASSENKO L, KHAN Y U, HOLT M R G. Identification of inter-ictal spikes in the EEG using neural network analysis [J]. *IEE Proceedings: Science, Measurement and Technology*, 1998, 145(6): 270-278.

(编辑 杜秀杰)