

实时脑电信号眼电伪差去除方法的研究

刘明宇, 王 珏, 魏 娜, 燕 楠, 郑崇勋

(西安交通大学生命科学与技术学院, 710049, 西安)

摘要: 基于信号的小波包分解方法, 提出了一种实时性好、滤波效果佳的脑电信号眼电伪差去除的新方法. 该算法在采用小波包分析将脑电信号在频域做精细划分的基础上, 用统计学的理论选取阈值, 对信号的特定成分进行选择滤波, 并选用与眼电 (EOG) 伪差相关度最大的 FP1 作为参考信号, 来避免算法本身引入的新伪差, 以达到快速有效去除眼电伪差的效果. 试验结果表明, 相对于其他几种常用的算法, 本算法不仅具有更好的去伪效果, 而且运算速度也比独立分量分析 (ICA) 算法快 2~3 倍, 具有良好的临床应用前景.

关键词: 脑电; 眼电伪差; 小波包; 独立分量分析

中图分类号: R318104 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253 - 987X(2004)12 - 1306 - 04

Method of Electrooculogram Artifacts Elimination in Electroencephalogram

Liu Mingyu, Wang Jue, Wei Na, Yan Nan, Zheng Chongxun

(School of Life Science and Technology, Xi an Jiaotong University, Xi an 710049, China)

Abstract: Based on the wavelet packet analysis, a novel method is proposed to eliminate electrooculogram (EOG) artifact from electroencephalogram (EEG). It consists of three steps: EEG decomposing based on wavelet packet; EOG detection and elimination from low frequency wavelet components; Reconstruction of EEG signals using FP1 signals as reference. Ninety sets of EEG from ten subjects were processed and the results were compared with the other four conventional methods. The results show that this method is more effective on EOG artifacts elimination and the processing rate is 2 - 3 times faster than that of the independent component analysis (ICA) based method.

Key words: electroencephalogram; electrooculogram; wavelet packet; independent component analysis

脑电图 (EEG) 是脑神经细胞电生理活动在头皮表面的总体反映, 它包含了大量的生理和病理信息, 对于临床诊断与生理研究具有重要意义. 同时, EEG 信号十分微弱, 属于 μV 级信号, 极易受肌电 (EMG)、眼电 (EOG)、心电 (ECG) 以及工频等伪差信号干扰, 这些伪差往往与正常或病理特征 EEG 的波形或频谱相混淆, 掩盖 EEG 的波形特征. 因此, 要想提取 EEG 信号的有用信息, 就必须有效地去除伪差, 特别是眨眼和眼球转动造成的 EOG 伪差. 近年来, 自适应滤波、神经网络、主分量分析等几乎所有的现代信号处理方法都被成功应用到 EEG 伪差去除中, 但对于癫痫预警、脑机接口 (BCI) 等实时性要

求较高的情况, 这些算法要么运算量过大, 要么需要额外的 EOG 参考通道^[1]. 小波分析^[2]在时、频两域都具有表征信号局部特征的能力, 被广泛应用到非平稳随机信号的伪差去除领域, 且有较好的实时性, 很适合分析 EEG 这一类时频复杂度较高的信号. 本文的目的是研究并提出了一种具有临床使用价值的、实时性高、去伪效果好的新型脑电信号眼电伪差去除算法.

1 研究方法

1.1 小波分析原理

连续小波变换的定义^[2]如下

收稿日期: 2004 - 04 - 21. 作者简介: 刘明宇 (1979~), 男, 博士生; 王 珏 (联系人), 女, 教授, 博士生导师. 基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (30370395); 陕西省科学技术厅资助项目 (2003 K102G24).

$$W_f(a, \tau) = f(t), a, \tau(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \int_{\tau - a}^{\tau + a} f(t) dt \quad (1)$$

小波变换最重要的特点是小波基具有尺度 a 、平移 τ 两个参数。尺度越大,采用的时间窗越大,尺度越小则时间窗越短,即尺度与频率成反比,从而可以在时间和频率上都达到高分辨率。

112 Mallat 快速算法

Mallat 算法序列 $f(x)$ 的分解过程是从 $j+1$ 尺度到 j 尺度的逐步分解过程,即从高分辨率到低分辨率的过程^[3]

$$\left. \begin{aligned} A_j^d f &= \int_k h(k-2n) A_{j+1}^d f \\ D_j f &= \int_k g(k-2n) A_{j+1}^d f \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

由信号 $A_{j+1}^d f$ 和 $D_j f$ 可以重构出 $A_{j+1}^d f$,即

$$A_{j+1}^d f = \int_k h(n-2k) A_j^d f + \int_k g(n-2k) D_j f \quad (3)$$

113 小波包分析

正交小波包的定义^[3]为

$$\left. \begin{aligned} u_{2n}(t) &= 2^{1/2} \int_k h_k u_n(2t-k) \\ u_{2n+1}(t) &= 2^{1/2} \int_k g_k u_n(2t-k) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

由此可知,小波包 $\{u_n(t)\}_n$ 是包括尺度函数 $u_0(\cdot)$ 和小波母函数 $u_1(\cdot)$ 在内的一个具有一定联系的函数的集合。小波包可以组成许多不同正交基分解结果,形成小波包基。选取信号熵值最小的为最优小波包基,能体现信号的时频特性,反映小波包算法对于信号特征的自适应性。同正交小波基相比,小波包能在所感兴趣的尺度上提供更好的时频分辨率。如用 Mallat 算法,将一个信号 S 分解到 3 层,其分解树如图 1 所示。

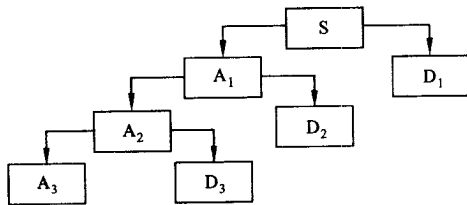


图 1 3 层多分辨率分解图

其中 $A_i, D_i (i=1, 2, 3)$ 为第 i 层的低、高频分量。从图 1 中可以看出,该算法仅将信号的低频分量进行进一步分解,而不考虑高频分量。然而, EEG 的高频成分可能还包含有用信息,所以我们不能轻易

地将高频信号简单去除。这就需要一种更为精细的分析方法——小波包分析,如图 2 所示。小波包不仅对低频信号进行多层次划分,对于高频信号还可进一步细分。这样就可以根据信号的特征来选择小波包的分解关系,划分相应的频带与信号特征吻合。

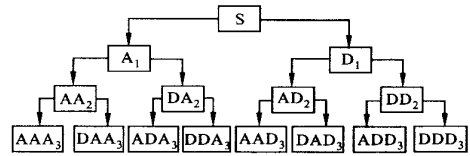


图 2 小波包分解关系图

114 基于小波包分解的 EOG 滤波方法

由于 EOG 信号频率一般小于 10 Hz,试验的最高截至频率为 75 Hz,所关心的脑电频段为 0~32 Hz,因此用 db6 小波包分解 EEG 为 6 层信号。根据 EOG 产生的部位,选择与 EOG 相关度最高的 FP1、FP2 通道的 EEG 信号来去除 EOG。去除眼动伪差时,只需在有效 EEG 信号的低频范围内处理伪差,然后对各个频段的信号重构即可。

由于眼动伪差主要存在于小波包分解后的低频分量,我们设计了 4 种方法,分别采用不同阈值判定标准和不同重构策略:认为超过浮动阈值的位置则为 EOG 信号,对超过阈值信号用经验法进行处理,如果信号处于 1 倍阈值与 2 倍阈值之间,就取两者的差值,如果信号超过 2 倍阈值,则用信号减去阈值,然后将该段低频信号与高频信号重构;通过阈值法找出 EOG 信号后,对超过阈值的信号用它最相邻的前段信号填补,来消除伪差,然后重构信号;通过阈值法找出 EOG 信号后,对超过阈值的信号赋均值(平均值加加权均方差)来消除伪差,再重构信号;通过梯度来判断 EOG 产生的位置,并将这个位置的两个低频信号(FP1、FP2)相减,来消除伪差,重构信号。这几种算法都有一个共同的关键之处,就是阈值 $E_0 \pm r_0$ 的选取。通常将自发脑电看作白噪声,服从高斯分布,一般鉴于 EOG 幅度几倍于 EEG 信号,因此根据高斯分布的性质,我们选择 $(1 < r < 3)$ 做为阈值, E_0 为信号的期望值, σ_0 为信号的标准方差, r 为阈值系数。在初始阶段,先选择一段脑电信号作为训练数计算出期望值和方差,再根据滤波效果调整 r 。

2 数据采集与处理

为避免干扰,在试验过程中我们选择了安静、舒适的环境保证受试者不受外界干扰。实验仪器采用

Cadwell 公司的 EEG EASY 系统,该仪器在数据采集的过程中可自动将 ECG 和工频信号滤除. 因为试验的主要目的是消除 EEG 中的 EOG 信号,受试者只需保持放松状态即可. 试验中用 9 个脑电电极 (FP1、FP2、C3、C4、F7、F8、FZ、F3、F4、CZ 为参考电极), 采样率为 400 Hz, 信号的截止频率为 75 Hz. 总共做了 10 组试验 (其中 6 个男性、4 个女性). 图 3 展示了一组取自男性健康受试者 (24 岁) 在放松状态下的典型头皮电极记录信号, 通过目测可以很明显看出其中包含的 EOG 伪差. 由于 FP1、FP2 处于额头位置, EOG 信号和原始 EOG 信号相关性最强, 因此可选择其中的一导信号作为伪差去除参考电极, 实际中我们选择了 FP1 通道. 图 4 是前述头皮电极信号的 Daubechies 6 级小波包分解所得结果, 依次为 a6、d6、d5、d4、d3、d2、d1 分量. 从分解信号可以明显看出, 在最低频段 a6 有明显的 EOG 伪差, 所以可以针对 a6 进行伪差去除, 然后将图中所示 4 层低频信号叠加 (a6 + d6 + d5 + d4), 即将信号为 (0 - 75/2 Hz) 的信号重构.

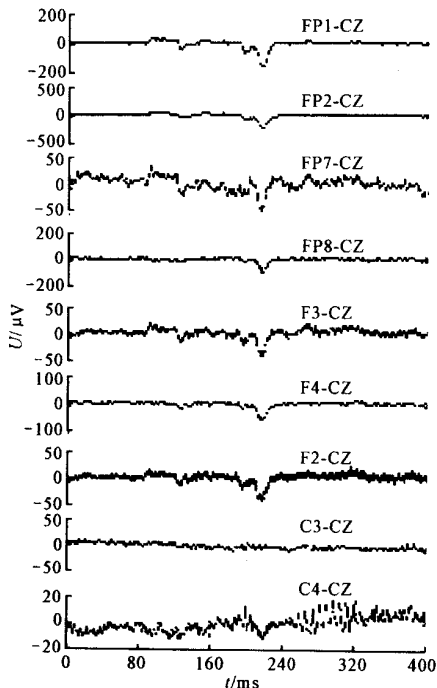


图3 9通道 EEG 信号

3 结果与分析

3.1.1 伪差去除效果

我们给出了分别采用这 4 种伪差去除方法而得到的 C3 信号去伪前、后的结果, 如图 5 ~ 8 所示. 对小波包分析消噪后的 C3 信号比较可以看出, 前两种方法虽然可将 EOG 伪差去除, 但又引入了新的噪

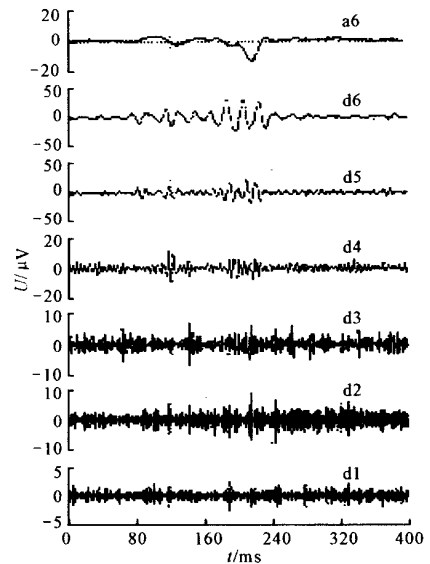


图4 db6 小波包分解结果

声, 在 EOG 发生的位置, 信号的波动仍然很大. 第 3 种方法尽管最后得到的信号看上去较稳定, 波动不大, 但这是牺牲了部分低频成分的结果, 对于信号的特征提取并不利. 由此, 第 4 种方法就体现出了它的优越性, 在 EOG 发生的位置去除伪差效果较好, 保证了信号的质量, 有利于后期的特征提取. 对比其余各导电极信号的去伪效果, 结果也是如此.

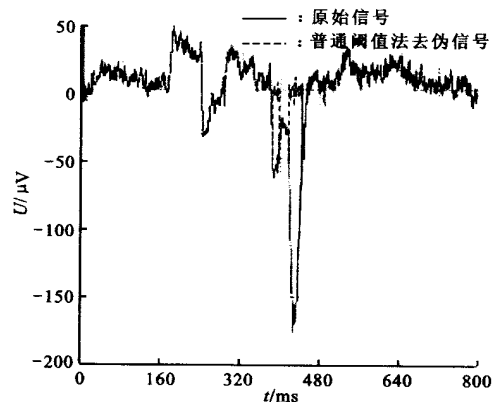


图5 普通阈值法消除 EOG 伪差 (C3)

3.1.2 基于 ICA 分析的 EOG 滤波方法

独立分量分析 ICA 是近年来发展起来的一种多信道盲信源分离方法, 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来源成分^[4]. ICA 的滤波效果较好而且不需要专门的 EOG 采集通道, 但是需要人工识别伪差, 无法做到自动伪差去除, 因此我们仅将 ICA 去伪差的结果作为算法结果的检验参考. 本试验采用了 9 个 EEG 电极, 相当于 9 个观察信号, 最多可被分为 9 个成分. 在本次试验中,

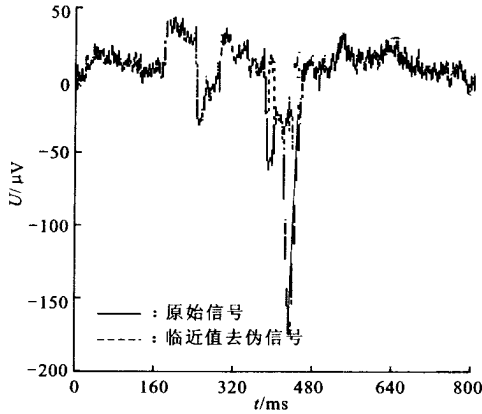


图 6 临近信号消除 EOG 伪差 (C3)

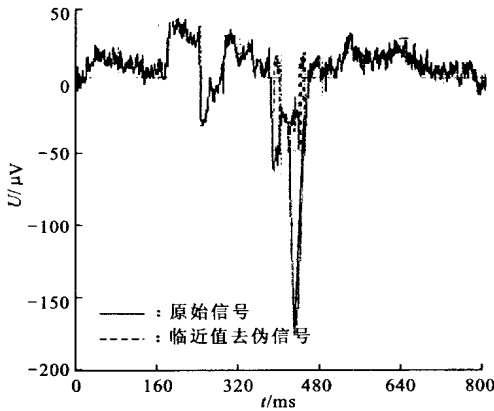


图 7 用均值法消除 EOG 伪差 (C3)

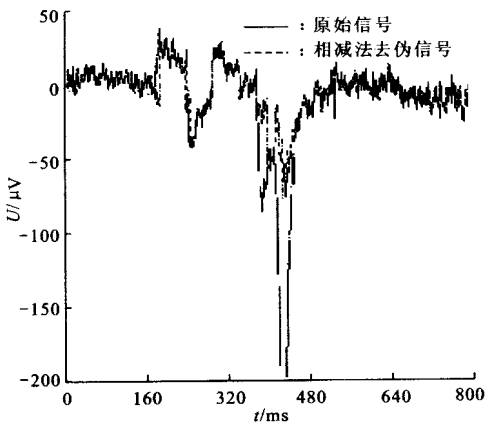


图 8 用相减的方法消除 EOG 伪差 (C3)

信号经 ICA 被分解成 6 个独立成分,采取人工识别伪差的方法,其中有两导是伪差,即 EOG 和信号漂移,去除此两导信号后重建,其结果见图 9。同时,图 9 给出了第 4 种小波方法去伪效果作为比较,可见两种方法的效果不相上下,其中小波算法对低频有更强的抑止效果。

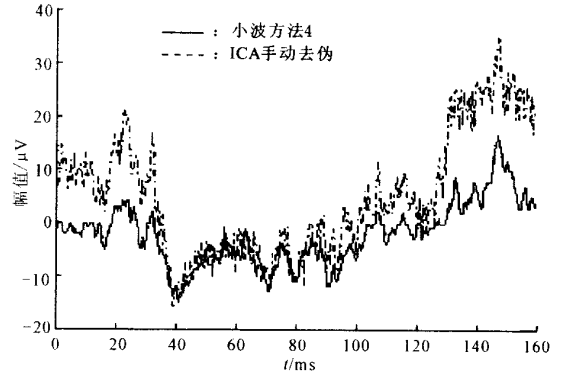


图 9 小波方法 4 与 ICA 手动去伪效果比较

4 讨论

通过分析和比较可以看出,我们提出的基于小波包分析的第 4 种方法(即将 EEG 信号进行小波包分析分层,然后对所关心的频段进行伪差去除,采用同时产生 EOG 伪差的两个通道在产生伪差的位置信号相减,最后将低频信号与高频信号重构),效果可以与基于 ICA 的手动伪差去除媲美,耗时也较短。该方法适用于实时性要求较高的在线 EEG 伪差去除。

在兼顾实时性和有效性的情况下,选用合适的小波分析可以很好地满足在线分析系统中脑电伪差去除的要求。特别是小波包的应用,使得频域空间精细划分,更有利于伪差的去除和信号特征的提取。我们在 EEG 信号的眼动伪差去除中提出的对伪差信号相减的方法,可以迅速、有效地消除伪差,滤波后的信号更适于提取 EEG 特征。由此可见,该方法提供了一种有效的在线脑电伪差去除新手段,具有良好的应用前景。

参考文献:

- [1] Tatjana Z, Stephane B1 A wavelet based denoising technique for ocular artifact correction of the electroencephalogram [C]. The Second Joint EMBS/BMES Conference, Houston, USA, 2002.
- [2] Daubechies I. Wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis [C]. IEEE 1988 International Symposium on Information Theory, New York, 1988.
- [3] 彭玉华. 小波变换与工程应用 [M]. 北京: 科学出版社, 1999.
- [4] Hyvarinen A, Erkki O1 Independent component analysis: algorithm and applications [J]. Neural Networks, 2000, (13): 4112430.

(编辑 杜秀杰)