

单通道脑电信号中眼电干扰的自动分离方法

吴明权 李海峰* 马琳

(哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)

摘要: 当前主流的眼电(EOG)去除方法需要利用多通道脑电的相关性,难以在单通道的便携式脑机接口(BCI)中应用。该文提出一种基于长时差分振幅包络与小波变换的眼电干扰自动分离方法。首先在原脑电信号的长时差分振幅包络上实施双门限法来精确检测眼电的起止点,然后利用 sym5 小波对脑电进行分解并引进 Birgé_Massart 策略来自适应地确定小波重构系数阈值,最后通过小波重构精确地估计眼电,实现单通道上眼电与脑电的自动分离。大量实验证明,该方法与主流的平均伪迹回归分析和基于独立成分分析(ICA)的方法相比,能够获得更好的估计眼电与原眼电的相关性,保证更高的校正信噪比和较强的实时性,能够满足脑机接口多方面的需要。

关键词: 单通道脑电信号; 眼电分离; 小波变换; 长时差分振幅包络

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)02-0367-06

DOI: 10.11999/JEIT140602

Automatic Electrooculogram Separation Method for Single Channel Electroencephalogram Signals

Wu Ming-quan Li Hai-feng Ma Lin

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: The traditional ElectroOculoGram (EOG) correction methods usually use the correlation information of multi-channel ElectroEncephaloGram (EEG), and are difficult to apply to portable Brain-Computer Interface (BCI) in single channel. An automatic EOG separation method is proposed based on the long term difference amplitude envelope and the wavelet transformation in the paper. Firstly, the accurate EOG beginning and ending points are detected on the long term difference amplitude envelope of the original EEG through a dual thresholds method. Secondly, the sym5 wavelet is applied to decompose the original EEG signal, and the Birgé_Massart strategy is introduced to adaptively determine the thresholds of wavelet coefficients. Finally, the EOG is accurately reconstructed and separated from the EEG in this channel. Compared with the popular regression analysis of averaging artifact and the Independent Component Analysis (ICA) based methods, the proposed method is proved to achieve a better correlation measure between the separated EOG and the original EOG, a higher signal-to-noise ratio of the corrected EEG, and a good real-time operating speed for most BCI application requirements.

Key words: Single channel ElectroEncephaloGram (EEG) signal; ElectroOculoGram (EOG) separation; Wavelet transform; Long term differential amplitude envelope

1 引言

近年来,非侵入式脑机接口(Brain-Computer Interface, BCI)技术深入发展,为人与机器、人与人提供了新的交流方式。目前已经可以利用脑电信号(ElectroEncephaloGram, EEG)来实现3维空间的直升飞机飞行控制^[1]。在美国军方“Silent Talk”项目中,通过检测分析特殊词的神经信号实现了用户

之间的脑-脑直接通信^[2]。干电极脑电采集技术的日益成熟,加快了便携式BCI产品的商品化,使其深入到人们学习、娱乐、生活的方方面面。然而,便携式BCI产品通常是少通道甚至是单通道的,所获取的EEG信号极易受到肌电、心电尤其是眼电(ElectroOculo Gram, EOG)的干扰,导致真实脑电特征难以提取。对各种伪迹特别是眼电的剔除方法研究,始终是脑电信号处理领域的难点问题。

目前主要的眼电伪迹干扰去除技术有两类:伪迹排除和伪迹校正。前者是将包含眼电干扰的脑电时段简单地排除;后者则采用各种方法来估计眼电信号,并在原始EEG中减去估计的伪迹成分,以获

2014-05-12 收到, 2014-09-22 改回

国家自然科学基金(61171186, 61271345), 语言语音教育部-微软重点实验室开放基金(HIT.KLOF.2011XXX)和中央高校基本科研业务费专项资金(HIT.NSRIF.2012047)资助课题

*通信作者: 李海峰 lihafeng@hit.edu.cn

得纯净的 EEG。当前伪迹校正的主流方法有平均伪迹回归分析方法^[3]和基于独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)的方法^[4,5]。平均伪迹回归分析方法假设眼电电极和各头皮电极之间的传导系数不变,利用眼电通道与其他多个通道的相关性来估计传导系数,并从各个通道中按传导系数减去眼电信号而获得正常的 EEG 信号。ICA 则恰恰相反,它假设多个信号源相互独立,并通过机器学习的方法来最大化源信号间的独立性,分离出眼电成分并予以剔除,再利用其余的成分重构 EEG 信号。平均伪迹回归分析方法需要独立的眼电通道,而 ICA 方法则要求不同通道在空间具有一定的分布,且通道数要大于信号源的数目。可见,以上两种主流方法在便携式 BCI 中均难以适用,如何自动高效地去除眼电干扰已成为少通道/单通道脑电信号处理的难点问题。

小波分析可以对信号进行多尺度细化分析,具有良好的时域、频域分辨率和适应性。近年来小波变换在肌电、神经动作电位、脑电等生理信号的压缩^[6,7]、去噪^[8,9]、特征提取^[10]、分类^[11]和预测^[12]等方面广泛应用。由于正常脑电频率较高、幅值较小、能量谱相对分散,而眼电信号却具有低频、高能量、时间有限和能量相对集中等特点,分解后的小波系数稀疏,合理选择重构阈值,就能实现单通道脑电信号的眼电分离。因此,本文提出了一种在眼电初步定位后,利用小波变换实现眼电分离的方法。

2 基于小波变换分离眼电方法的原理

眼电污染的单通道脑电信号可简单表示为

$$X[n] = S[n] + A[n] \quad (1)$$

$X[n]$ 是一段受眼电干扰的单通道脑电信号, $S[n]$ 是正常脑电信号, $A[n]$ 是眼电信号。由于眼电信号是低频信号(<5 Hz)^[13],具有比正常脑电信号更高的幅值和更光滑的波形,因此,眼电信号提取问题可以认为是寻找一个与 $X[n]$ 低频特性相似的光滑函数 $A[n]$ 作为 $A[n]$ 估计,并使 $S[n] = X[n] - A[n]$ 的平均方差尽可能小^[14]。由于正交多分辨率分析中的小波基是 Banach 空间中的无条件正交基,所以小波系数的衰减会使重构函数的模增大为原来的常数倍,其中细节小波系数的衰减会使重构函数比原函数更为平滑。鉴于眼电信号小波能量谱相对集中于低频区域,因此合理地衰减眼电部分细节小波系数就能估计出眼电 $A[n]$ 。

3 基于长时差分振幅包络的双门限眼电定位方法

相对于正常脑电,眼电污染的单通道脑电幅值较高,具有近似正弦波形(如图 1(a)所示),难以使用简单阈值方法直接确定眼电区间。虽然眼电伪迹波动较大,但由于高频脑电的影响,使用一阶差分确定眨眼区间也难以适用。本文综合阈值方法和差分方法两者的优势,采用脑电信号的长时差分作为眼电波动程度的度量,然后利用低通滤波获取信号的振幅包络,最后使用双门限端点检测方法确定眼电干扰的区间。

3.1 长时差分信号的计算

式(1)所表示单通道脑电信号的长时差分 $D_k[n]$ 可表示为

$$D_k[n] = X[n] - X[n-k] = \{S[n] - S[n-k]\} + \{A[n] - A[n-k]\} \quad (2)$$

k 是时间延迟, $\{S[n] - S[n-k]\}$ 为脑电成分的长时差分, $\{A[n] - A[n-k]\}$ 为眼电成分的长时差分。由于正常脑电具有短时相关性,且呈现近似 $N(0, \sigma)$ 正态分布,所以只要 k 大于普通脑电的相关时间,则可认为 $S[n]$ 与 $S[n-k]$ 不相关, $\{S[n] - S[n-k]\}$ 服从 $N(0, \sqrt{2}\sigma)$ 分布。由于眼电具有缓变信号特点,当 k 较小时,眼电的差分 $\{A[n] - A[n-k]\}$ 仍具有时变性。所以合理选择 k 可以做到既能获得较大的眼电长时差分,又能有效地去除正常脑电的相关性。通常自然眨眼活动时间在 300~500 ms 之间,而普通脑电在 50 ms 以后相关性已经很不明显。本文在 512 Hz 采样率下,选取 $k=80$,相当于半个眨眼周期(约 160 ms),以获得较大的眼电差异。提取的单通道长时差分信号如图 1(b)中所示。另外,长时差分还有去除由放大器引入的直流成分和缓慢电位漂移等作用,更有利于眼电区间的检测。

3.2 长时差分信号振幅包络的提取

振幅包络提取过程图 2 所示。首先,运用平方运算计算长时差分能量信号,并进行 2 倍幅值提升,以补偿平方运算造成的低频能量损失;然后,通过 M 阶降采样,以减小后续低通滤波器的阶数,提升运算速度。其次,能量信号通过 N 阶具有线性相位延迟的有限冲击响应低通滤波器 $h[n]$,获得能量信号包络;再实施平移 $(N-1)/2$ 个单位以补偿低通滤波时间延迟,做到与原信号的时间对齐。最后运用开方运算,将能量包络转换为振幅包络 $E[n]$ 。提取的长时差分信号包络如图 1(b)中所示。

3.3 双门限眼电干扰区间端点检测方法

由于眼电部分的振幅包络具有较高幅值,所以

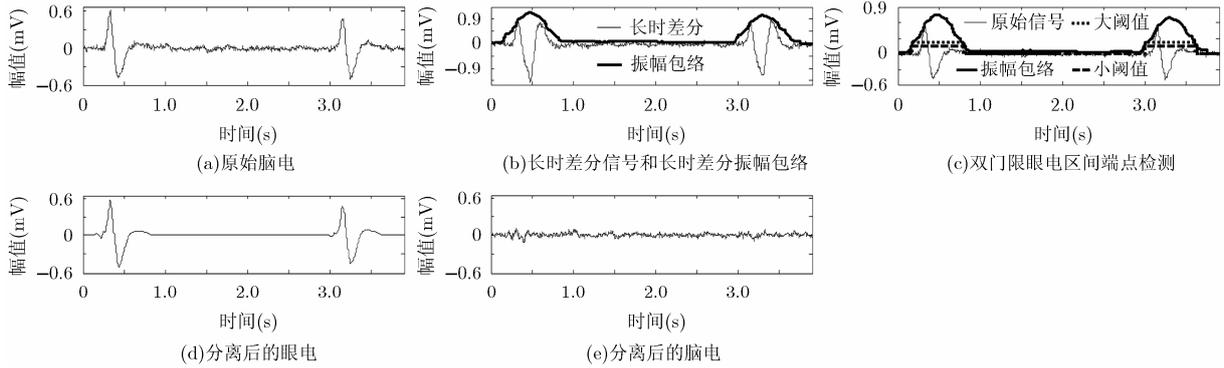


图 1 单通道脑电眼电分离效果图

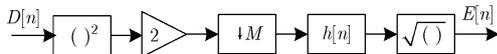


图 2 振幅包络提取流程示意图

可以首先设置较高的阈值 T_h ，排除高幅值的正常脑电，准确定位到眼电的位置，然后设置较低的阈值 T_l ，通过前后向搜索小于阈值 T_l 的振幅位置，以精确定眼电干扰区间。由于正常脑电长时差分信号的振幅包络幅值正比于正常脑电的幅值，因此，可通过统计脑电的标准差获得合适的阈值为

$$\begin{cases} T_h = \lambda_h \sigma \\ T_l = \lambda_l \sigma \end{cases} \quad (3)$$

σ 是正常脑电振幅的标准差， λ_h, λ_l 为经验性常数。由于正常脑电长时差分信号近似服从 $N(0, \sqrt{2}\sigma)$ 正态分布，因此，一般可取 $\lambda_h \geq 3\sqrt{2}$ 以越过高幅值的正常脑电包络，而取 $\lambda_l \geq 2\sqrt{2}$ 确定眼电起止点。本文选取 $\lambda_h = 5, \lambda_l = 3$ 来确定眼电区间。

根据 T_h 初步确定起始点 N'_1 及结束点 N'_2 后，用式(4)进行后向、前向搜索，确定最终的眼电区间 $[N_1, N_2]$ 。

$$\begin{cases} N_1 = \begin{cases} k, & E[k] < T_l \\ N'_1 - 1/4 |N'_2 - N'_1|, & \text{其他} \end{cases} \\ N_2 = \begin{cases} k, & E[k] < T_l \\ N'_2 + 1/8 |N'_2 - N'_1|, & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

由于长时差分引起 N'_2 的拖后，所以前向搜索的最大区间小于后向搜索的最大区间。在成功搜索到第 1 个小于 T_l 的时间点 k 时，将 N_1 或 N_2 设置为 k ，否则，设置为最后的搜索的时间点。搜索完成后剔除小于 50 ms 的非眼电区间。双门限端点检测形成的眼电区间如图 1(c) 所示。

本文眼电区间端点检测方法的时延 T 是影响整个眼电分离方法实时性的关键因素，主要来自低通滤波的时延，可以由式(5)计算得到

$$T = M(N - 1)/2 \quad (5)$$

M 为降采样因子， N 为滤波器阶数，本文取 $M=8, N=21$ ，即最迟约 160 ms(80 个采样点，采样率 512 Hz)后就能检测到眼电信号，具有较强的实时性。

4 基于小波变换的眼电估计与分离方法

眼电估计和分离过程如图 3 所示。首先，对包含眼电的原始脑电信号进行 Mallat 小波分解。之后，根据各层系数分布自适应调整小波系数。使用新系数重构眼电估计信号后，从原始脑电信号中减去眼电估计信号，实现眼电的分离。最后使用中值滤波进行端点修正，分离出纯净连续的脑电信号。

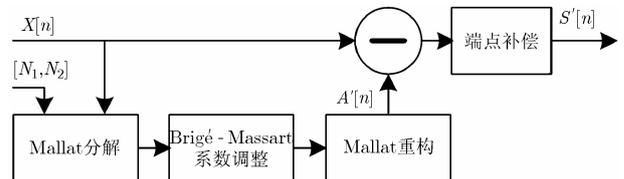


图 3 基于小波变换的脑电眼电分离过程示意图

应用小波分解的关键在于选择合适的小波基函数和确定小波分解的层数。由于人眼球可被视为一个角膜端为正极、视网膜端为负极的双极性球体，眼球转动和眨眼时，会改变眼球附近的电位分布形成复杂的眼电信号。典型眨眼眼电波形表现为持续大约 200~400 ms(<5 Hz)的单相偏移(记录方式不同也可表现出双相偏移)^[15]。为了获得眼电信号的光滑近似，本文选用与其具有较高相似性，且具有良好的对称性和光滑性的 sym5 小波基函数，以使分解稀疏，并降低相位损失。小波分解层数过多，经阈值处理后会损失较多的局部眼电信息；反之分解层数过少，重构眼电中会混入过多的脑电信号。本文采取 6 层小波分解，使顶层的细节小波系数对应于 0~16 Hz，约为典型眼电波形频率范围的 3 倍，有效地平衡对小波分解层数与信号细节的不同要

求。此外,为减小小波变换端点效应的影响,本文选取 $[N_1-80, N_2+80]$ 范围内的信号段进行小波分析。

4.1 脑电信号的 Mallat 小波分解

Mallat 方法是正交多分辨率小波变换的高效计算方法。首先,将包含眼电的原始脑电信号作为最底层,即 $c[0, k]=X[k]$ 。然后,自底向上逐层分解本层近似系数 $c[j, k]$ (j 为层数 $0 \leq j \leq 6$; k 为该层第 k 个小波系数),得到上一层近似系数 $c[j+1, k]$ 和细节系数 $d[j+1, k]$ 。其分解式(6)可表示为 $c[j, k]$ 分别通过 $h[n]$, $g[n]$ 的互为正交共轭镜像的低、高通滤波器,并施行因子为 2 的降采样处理。

$$\left. \begin{aligned} c[j+1, k] &= \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{p \in Z} c[j, p] \cdot \overline{h[p-2k]} \\ d[j+1, k] &= \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{p \in Z} c[j, p] \cdot \overline{g[p-2k]} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

4.2 基于 Birgé - Massart 策略的自适应小波系数阈值确定方法

准确提取小波系数是影响眼电重构质量的关键。通常采取在全部保留最上层的近似系数基础上,每层保留模大于规定阈值的细节系数,而将模小于规定阈值的细节系数置零的方法来选择重构小波系数。本文使用 Birgé - Massart 策略自适应地确定小波系数阈值:

- (1) 保留最高层 $J=6$ 的全部近似系数;
- (2) 确定第 j 层 ($1 \leq j \leq J$) 保留系数的个数为

$$n_j = \frac{L}{(J+2-j)^\alpha} \quad (7)$$

L 通常为 $L_j \leq L \leq 2L_j$, 其中 L_j 为最高层近似系数的个数, $2 \leq \alpha \leq 3$, 本文取 $\alpha = 2$;

- (3) 根据第 j 层的保留个数 n_j , 设定第 j 层的阈值为第 n_j 大的系数模 $|d[j, k]|$ 。

4.3 眼电估计的小波重构和与 EEG 分离

使用 Mallat 重构算法重构眼电估计信号,用式(8)自顶向下逐层得到下一层的近似系数,直到第 0 层即为重构眼电信号, $A^T[k]=c[0, k]$ 。

$$\left. \begin{aligned} \tilde{c}[j, k] &= \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{p \in Z} c[j+1, (k-p)/2] \cdot h[p] \\ \tilde{d}[j, k] &= \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{p \in Z} c[j+1, (k-p)/2] \cdot g[p] \\ c[j, k] &= \tilde{c}[j, k] + \tilde{d}[j, k] \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

4.4 基于中值滤波的端点校正方法

原始脑电去除眼电后,可能会在端点处形成间断点,故本文采用 5 点的中值滤波来补偿端点效应,具体做法如式(9)所示。

$$\left. \begin{aligned} S'(N_1+i) &= \operatorname{med}_{-2 \leq j \leq 2} \{S'(N_1+i+j)\} (i=0,1,2) \\ S'(N_2-i) &= \operatorname{med}_{-2 \leq j \leq 2} \{S'(N_2-i+j)\} (i=0,1,2) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

med 表示取中值操作。

应用小波变换眼电分离后的眼电信号和脑电信号如图 1(d)和图 1(e)所示。

5 实验结果及分析评价

5.1 评测本文方法所使用的数据

为了评测所提出眼电分离方法的效果,本文使用了大量公开脑电数据和本单位认知实验的脑电数据。按照测试目标,可以归纳 3 类:数据集 1 为单通道 BCI 实验数据集,共计 3 h,使用 NeuroSky 的一款头戴式单通道脑电设备 MindBand 采集。参考电极和接地电极都连接在耳挂上,采集脑电的干电极传感器置于前额相当于 FP1 位置,AD 转换分辨率为 12 bit,采样率为 512 Hz。数据集 2 为本单位心理实验数据集,共计 3 h,使用 Neuroscan 公司 SynAmps2 系统采集,包括双极记录的 VEOG 和 HEOG 的 66 通道脑电数据,AD 转换分辨率为 24 bit,采样率为 500 Hz。数据集 3 是公开的听、视觉注意转换实验数据集,包括单极记录的左、右 EOG 的 36 通道脑电数据^[16],共计 28 h,采样率为 250 Hz。其中数据集 1 为本文方法应用的主要目标场合,数据集 2, 3 为与平均伪迹回归分析方法和 ICA 方法的比较数据,其长时差分时间延迟 k 根据实际采样率来相应设置。

5.2 量化评价指标

眼电分离效果具有鲜明的直观性,稳健的眼电分离方法不仅能够去除高幅值的眨眼伪迹,还能保证信号在细节上与原信号高度相似。本文选用相关系数(R)作为提取的眼电估计信号的量化评价指标,选用信噪比(SNR)作为分离眼电后的脑电信号的量化评价指标,其定义为

$$R(X_1, X_2) = \frac{E(X_1 - \bar{X}_1)E(X_2 - \bar{X}_2)}{\sqrt{D(X_1)D(X_2)}} \quad (10)$$

$$\operatorname{SNR}(S_1, S_2) = 20 \lg \frac{\|S_1\|}{\|S_1 - S_2\|} \quad (11)$$

式(10)中的 X_1, X_2 为两个待比较信号,在本文中对应该包含眼电的原始脑电时段 $X[n]$ 和分离后的眼电时段 $A^T[n]$ 。式(11)中的 S_1, S_2 分别代表信号和包含噪声的信号,在本文中分别对应原始脑电信号 $X[n]$ 和分离后的纯净脑电信号 $S^T[n]$ 。

5.3 实验结果及分析

5.3.1 数据集 1 上眼电分离效果 图 1 是数据集 1 上的眼电分离效果图,可以看出提取的眼电与原信号趋势基本一致,分离后的脑电与原信号细节非常相似,基本达到了眼电分离的要求。表 1 给出了数据集 1 上本文的小波变换眼电去除方法(*-WT)与检测

表1 数据集1的眼电信号分离方法结果统计

统计量	R-WT	SNR-OR	SNR-WT	检出率
均值	0.974	0.877	1.163	0.996
标准差	0.018	0.666	0.776	0.012

眼电区间后使用伪迹排除方法(*-OR)分离的脑电信噪比和眼电的检出率。可以得出以下结论：本文方法具有相当高的眼电检出率，分离的眼电信号与包含眼电的原始脑电高度相关，具有很好的相似性，分离的脑电信号较 OR 方法具有更高的信噪比，有效减小了信号失真。

5.3.2 数据 2 上与主流眼电分离方法效果比较 在数据集 2 上选择受眼电影响强、中和弱的 3 个电极 FP1, CZ 和 OZ, 用于本文方法与普遍采用的平均伪迹回归分析方法(*-RA)和 ICA 方法(*-ICA)进行眼电分离效果比较。眼电分离效果如图 4 所示，虚线左侧为眼电伪迹去除对比，右侧为其他较大的伪迹去除对比。其中，FP1, CZ 和 OZ 为原始信号，VEOG 为垂直眼电信号。可以看出，对于眼电伪迹，平均伪迹回归分析方法和本文方法都能有效地去除，而 ICA 方法则引入了大幅值的高频噪声，在没有单电极记录的 EOG 数据上 ICA 方法不能有效地分离和去除眼电干扰。另外，在 FP1 位置上，平均伪迹回归分析方法不仅去除了眼电，而且去除了低频的线性脑电成分。对比 3 种方法的眼电分离效果，本文方法无论是对受眼电影响较大或较小的电极，都能很好地去掉眼电。对于其他较大的伪迹，与另外两种方法相比，本文方法不仅能检测出伪迹，而且还能有效地去除。

表 2 给出了本文方法与平均伪迹回归分析和 ICA 方法眼电分离效果的量化评价，可以得出如下结论：本文方法与平均伪迹回归分析方法相比，在 FP1 电极上眼电去除效果明显较好，而在 CZ 和 OZ 电极上眼电去除效果相当；与 ICA 方法比较则在 CZ, OZ 效果明显较好，在 FP1 上效果相当。因此，

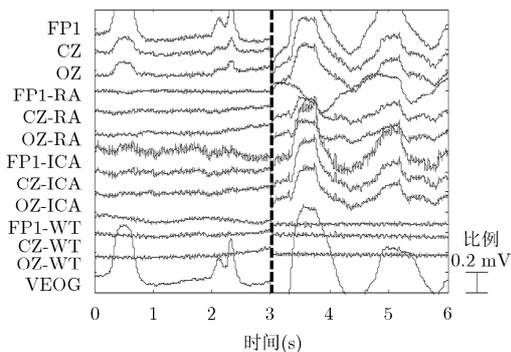


图 4 数据集 2 与主流眼电分离方法的效果比较图

表2 数据集2的眼电分离方法结果统计

电极	SNR-AR		SNR-ICA		SNR-WT	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
FP1	0.624	1.607	1.260	1.181	1.360	0.948
CZ	3.419	1.997	2.873	2.426	3.524	1.744
OZ	5.582	3.995	4.025	3.224	5.596	3.803

本文方法在总体上均好于平均伪迹回归分析方法和 ICA 方法。

5.3.3 公开数据集 3 上与 ICA 眼电分离方法效果比较

由于公开数据集 3 没有双极记录的单独垂直眼电信号，不能使用平均伪迹回归分析方法，因此本文仅与 ICA 眼电分离方法进行效果比较如图 5 所示。可以看出 ICA 方法除了眼电去除不彻底外，还存在引入了新的伪迹成分问题。更难以接受的是 ICA 眼电去除方法造成没有眼电污染时段较严重的形变，使某些电极波形细节面目全非。另外，ICA 眼电去除方法是半人工参与的方法，需要具有丰富经验的人员参与，通常不同人或不同试次分解的眼电成分数量和顺序并不一致，眼电成分选择不充分则眼电去除不干净，选择过多则去除了正常脑电成分，这都增加了人工去除的难度。而且，当多个眼电成分在时序上不完全一致时，使用 ICA 眼电去除方法会造成严重的损失，导致方法崩溃。

表 3 比较了本文方法和 ICA 方法去除眼电后的信噪比。可以看出本文方法在 3 个电极上都比 ICA 方法有更高的信噪比，眼电去除后的脑电保留了更多的细节成分。

表3 数据集3上的眼电分离方法结果统计

电极	SNR-ICA			SNR-WT		
	FP1	CZ	OZ	FP1	CZ	OZ
均值	1.380	7.422	10.679	3.062	8.717	12.401
标准差	1.662	4.322	7.040	2.681	4.387	4.538

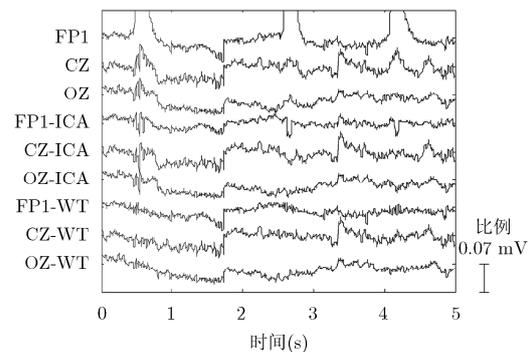


图 5 公开数据集 3 上与 ICA 方法眼电分离效果比较图

6 结论

针对单通道脑电信号眼电伪迹去除的难点问题, 本文提出了一种基于小波变换的自动分离方法。实验结果表明基于脑电长时差分振幅包络的双门限眼电端点检测方法, 能够高效地检测出几乎所有的眼电伪迹和大强度的其他伪迹, 且算法时延较小。基于小波变换的眼电分离方法所估计的眼电伪迹与原始信号之间高度相似。同主流的伪迹平均回归分析方法和 ICA 方法相比, 本文方法分离的脑电信号具有更高的信噪比, 最终得到的纯净脑电不仅保留了正常脑电的高频部分, 还保留了一部分低频成分。综上所述, 本文方法具有较强的实时性, 较好的精确性和良好的眼电分离效果, 适于多种脑机接口应用中单通道脑电信号的眼电分离。

参考文献

- [1] Doud A J, Lucas J P, Pisansky M T, *et al.* Continuous three-dimensional control of a virtual helicopter using a motor imagery based brain-computer interface[J]. *PLoS One*, 2011, 6(10): 1-10.
 - [2] Pei X, Barbour D L, Leuthardt E C, *et al.* Decoding vowels and consonants in spoken and imagined words using electrocorticographic signals in humans[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2011, 8(4): 1-11.
 - [3] Semlitsch H V, Anderer P, Schuster P, *et al.* A solution for reliable and valid reduction of ocular artifacts, applied to the P300 ERP[J]. *Psychophysiology*, 1986, 23(6): 695-703.
 - [4] Jung T P, Makeig S, Westerfield M, *et al.* Removal of eye activity artifacts from visual event-related potentials in normal and clinical subjects[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2000, 111(10): 1745-1758.
 - [5] Gwin J T, Gramann K, Makeig S, *et al.* Removal of movement artifact from high-density EEG recorded during walking and running[J]. *Journal of Neurophysiology*, 2010, 103(6): 3526-3534.
 - [6] 张冰尘, 戴博伟. 一种基于随机滤波的神经动作电位信号压缩感知采样方法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(9): 2283-2286. Zhang Bing-chen and Dai Bo-wei. Compressed sampling for neural action potentials based on random convolution[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(9): 2283-2286.
 - [7] Garry H, McGinley B, Jones E, *et al.* An evaluation of the effects of wavelet coefficient quantisation in transform based EEG compression[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2013, 43(6): 661-669.
 - [8] 罗志增, 沈寒霄. 基于 Hermite 插值的小波模极大值重构滤波的肌电信号消噪方法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(4): 857-860. Luo Zhi-zeng and Shen Han-xiao. Hermite interpolation-based wavelet transform modulus maxima reconstruction algorithm's application to EMG de-noising[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(4): 857-860.
 - [9] An Peng. Research on the EEG signal denoising method based on improved wavelet transform[J]. *International Journal of Digital Content Technology and Its Applications*, 2013, 7(4): 154-163.
 - [10] Chen G. Automatic EEG seizure detection using dual-tree complex wavelet-Fourier features[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(5): 2391-2394.
 - [11] Gandhi T, Panigrahi B K, and Anand S. A comparative study of wavelet families for EEG signal classification[J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(17): 3051-3057.
 - [12] Zoughi T, Boostani R and Deypir M. A wavelet-based estimating depth of anesthesia[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25(8): 1710-1722.
 - [13] McFarland D J, McCane L M, David S V, *et al.* Spatial filter selection for EEG-based communication[J]. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1997, 103(3): 386-394.
 - [14] Donoho D L and Johnstone J M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425-455.
 - [15] Luck S J. An Introduction to the Event-Related Potential Technique[M]. Second edition, Cambridge, MIT Press, 2014: 158-162.
 - [16] Rapela J, Gramann K, Westerfield M, *et al.* Brain oscillations in switching vs. focusing audio-visual attention[C]. Proceedings of the 34th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, San Diego, USA, 2012: 352-355.
- 吴明权: 男, 1972 年生, 博士生, 研究方向为脑电信号处理。
 李海峰: 男, 1969 年生, 博士, 教授, 研究方向为数字媒体信息智能处理技术、认知科学与方法、自然人机交互技术、人工神经网络等。
 马琳: 女, 1967 年生, 博士, 副教授, 研究方向为智能信息处理、图像处理和认知科学。