

脑电信号中眼电伪迹自动去除方法的研究

李明爱, 崔 燕, 杨金福

(北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

摘 要: 针对实际采集的脑电信号受眼电干扰较大, 提出一种基于离散小波变换(DWT)与独立分量分析(ICA)的自动去除眼电伪迹的方法(DWICA). 对采集的多导脑电和眼电信号进行离散小波变换, 获取多尺度小波系数, 将串接小波系数作为 ICA 的输入; 利用基于负熵判据的 FastICA 算法实现独立成分的快速获取, 引入夹角余弦准则自动识别眼迹成分, 并经过 ICA 逆变换将剔除眼迹后的独立成分投影返回到原脑电信号各个电极; 通过 DWT 逆变换重构信号, 即可得到去除眼迹的各导脑电信号. 实验结果表明, DWICA 方法极大地提高了脑电信号的信噪比, 抗噪能力强且实时性好, 为脑电信号的在线预处理提供了新思路.

关键词: 脑电; 眼电伪迹; 离散小波变换; 独立分量分析; 自动去除

中图分类号: R318 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013) 06-1207-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.06.026

Research on Removing Ocular Artifact Automatically From EEG Signals

LI Ming-ai, CUI Yan, YANG Jin-fu

(College of Electronic Information & Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: Electroencephalography (EEG) is easily affected by ocular artifact (OA), which appears in EEG randomly as a big pulse. Based on discrete wavelet transform (DWT) and independent component analysis (ICA), a novel automatic method of OA removal, denoted as DWICA, was proposed. Firstly, DWT was applied to the recorded EEG and electrooculogram (EOG) to obtain multiple scale coefficients, and the combined coefficients were considered as the input for ICA. Secondly, the independent components were acquired based on FastICA algorithm with negentropy criterion. The angle cosine criterion was introduced to recognize ocular artifact component. Furthermore, the inverse algorithm of ICA was applied to project the independent components without OA to original electrodes. Finally, the EEG were reconstructed using the inverse algorithm of DWT, and then the pure EEG were obtained. Experimental results show that DWICA is preferable in automatic removal of OA. The method provides a new idea for on-line preprocessing of EEG signals.

Key words: electroencephalography; ocular artifact; discrete wavelet transform (DWT); independent component analysis (ICA); automatic removal

1 引言

脑电信号 (ElectroEncephaloGraphy, EEG) 是一种反映大脑活动的生物电信号, 在研究人脑功能、疾病诊断及康复工程等方面发挥着越来越大的作用. 然而, 脑电信号本身非常微弱, 且具有很高的时变敏感性, 采集时极易受到无关噪声的干扰, 从而形成多种 EEG 伪迹. 其中, 眼电 (ElectroOculogram, EOG) 是 EEG 信号中的一种最主要的干扰成分, 它会随机地出现在脑电信号中, 且幅度一般较大, 导致采集到的 EEG 信号产生明显畸变, 形成眼电伪迹 (Ocular Artifact, OA). 眼迹的存在给脑电信

号的预处理带来很大困难, 甚至会影响对信号进一步的分析和识别^[1,2]. 因此, 如何消除眼迹、同时确保 EEG 信息不丢失是脑电信号预处理中的重要研究内容.

目前, 常用的去除脑电中眼电伪迹的方法有以下四种: (1) 伪迹减法 (artifact abstraction)^[3]. 该方法假设测量的 EEG 和 EOG 符合线性组合且不相关, 同时眼动伪迹可以从记录的 EOG 中估计出来, 从而按一定比例去除伪迹. 这是应用较早的一种伪迹去除方法, 直观易懂且物理意义明确. 但是由于 EEG 与眼电的激活扩散都具有双向性 (bidirectionality), 因此, 伪迹减法会错误地排

除掉某些脑电成分;(2)小波变换法(Wavelet Transform, WT)^[4].该方法根据信号和噪声经过小波变换后的统计特性不同进行伪迹去除,其作为一种时频分析方法,特别适合像 EEG 这类非平稳信号,但该方法要求信号和噪声的频带不能重叠.由于 EEG 和 EOG 伪迹的频带存在混叠,去噪效果不太理想,于是一些研究者在进一步探索将经典的小波变换与其它方法相结合的去噪方法;(3)主成分分析法(Principle Component Analysis, PCA)^[5].PCA 是基于正交原则进行信号分解,并根据各信号分量贡献的大小去除伪迹.该方法在效果上显著优于伪迹减法,但是 PCA 只涉及信号的协方差矩阵,并未考虑信号的高阶统计特性,所以分解后的信号分量之间仍可能存在高阶冗余信息;(4)独立分量分析法(Independent Component Analysis, ICA)^[6].ICA 是 PCA 的一种延伸,该方法是在所有统计意义下的去相关,有效利用了信号的二阶及高阶统计信息,从而比 PCA 更具有优越性.将 ICA 方法应用于消除 EEG 中伪迹干扰和特征提取已成为近年的研究热点.但是经典的 ICA 模型并没有考虑其它噪声的存在,而脑电信号在实际采集过程中受到各种各样噪声的干扰,这些噪声不仅严重影响了 ICA 算法的分离效果,而且需要通过迭代多次才能得到分离矩阵,计算量大且速度很慢;另外,由于 ICA 分离信号顺序的不确定性,判断独立成分是否为伪迹是个难题,传统的方法是视觉观测和脑地形图相结合的半自动方法,这个过程相对费时且带有主观性.Joyce^[7]与 Flexer^[8]等则通过预先设计独立成分与眼电参考信号相关性阈值的方法自动去除眼电伪迹,但是阈值的确定需要凭借一定的经验,而且相关系数的分辨力不高.因此,ICA 通常只是作为一种离线去除 EEG 信号中眼迹的方法,且去噪效果有待进一步提高.

此外,在 EEG 的实际采集过程中,真实纯净的脑电数据很难获得,标准的含眼电的脑电数据库更是少见,因而研究者多以图形的形式直观显示其去噪效果^[8],缺少去噪效果的定量评价指标,难以衡量各种方法的优劣.

本文提出一种将离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)与独立分量分析(ICA)相结合的脑电信号中眼电伪迹的自动去除方法,即 DWICA 法,并利用 EEG 和 EOG 的双向激活特性建立 EEG 和 EOG 模型,构造混有眼迹和其它噪声的脑电数据,进而以均方误差、时间消耗等指标对 DWICA 去除眼电伪迹的效果给以定量评价.实验结果表明, DWICA 不仅抗噪能力强、收敛速度快、实时性好,且极大地提高了脑电信号的信噪比,为脑电信号中眼电伪迹的在线预处理提供了新思路.

2 基本原理

2.1 离散小波变换

小波变换是在傅立叶变换的基础上发展起来的一种时频分析方法,小波变换系数能同时反映信号在时域及频域的局部信息.因而,小波分析在生物医学信号处理方面有着广阔的应用前景,特别适合像 EEG 这类非平稳信号的处理.由于离散小波变换的计算速度快,适合于在线分析,且实际中处理的信号都是经过采样后所得到的离散信号,因此离散小波变换的应用更为广泛.

$\forall f(t) \in L^2(\mathbf{R})$ 的离散小波变换定义为:

$$WT_f(j, k) = \langle f(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle \\ = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \bar{\varphi}_{j,k}(t) dt, \quad j, k \in \mathbf{Z} \quad (1)$$

式中, $\varphi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \varphi(2^{-j}t - k)$ 为母小波 $\varphi(t)$ 离散形式的二进制伸缩与平移, j, k 分别代表频率分辨率和时间平移量. $\bar{\varphi}_{j,k}(t)$ 为 $\varphi_{j,k}(t)$ 的共轭.

相应的离散小波逆变换定义为:

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} WT_f(j, k) \varphi_{j,k}(t), \quad j, k \in \mathbf{Z} \quad (2)$$

Mallat^[9]根据图像分解与重构塔式算法的思想,提出了小波分析与重构的快速算法.该算法在多分辨率分析的基础上,给出了如何通过双通道滤波器组实现信号的离散小波变换及反变换,为其应用提供了非常便捷的条件.

利用 Mallat 算法,对信号 $f(t)$ 进行 L 层分解,相应的系数计算公式如下:

$$a_{j,k} = \sum_{m \in \mathbf{Z}} a_{j-1,m} h_0(m - 2k) \quad (3)$$

$$d_{j,k} = \sum_{m \in \mathbf{Z}} a_{j-1,m} h_1(m - 2k) \quad (4)$$

其中, $a_{j,k}, d_{j,k} (j = 1, \dots, L)$ 分别表示 j 尺度空间的逼近系数与细节系数,且 $a_0 = f(t)$. 随着信号空间的尺度 j 由 1 逐级增大,即可得到信号多分辨率分解的逐级实现. $h_0(k), h_1(k)$ 分别为低频与高频分解滤波器,由选择的小波基确定.

典型的三层多分辨率小波分解树如图 1 所示.

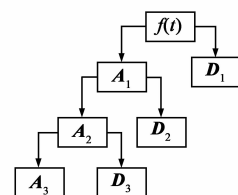


图1 三层小波分解树结构图

图中, A_j 为 j 尺度下的逼近分量, D_j 为 j 尺度下的细节分量,分解满足表达式:

$$f(t) = A_3 + \sum_{j=1}^3 D_j \quad (5)$$

从分解树结构图可以直观看出,小波分解只是对信号的低频部分作进一步分解,而高频部分不做分解.通过该分解,将信号 $f(t)$ 的整个频带划分为多个子频带.

Mallat 塔式重构算法的表达式为:

$$a_{j-1,m} = \sum_{k \in Z} a_{j,k} h_0(m-2k) + d_{j,k} h_1(m-2k) \quad (6)$$

式中, $j = L, L-1, \dots, 1$. 随着信号空间尺度 j 逐级递减排至 1, 即可获得信号的重构.

2.2 独立分量分析

独立分量分析是由盲源信号分离技术发展来的多导信号处理方法,近几年已经用于去噪并能够取得比较理想的去噪效果^[6]. ICA 的思想来自于中心极限定理:一组均值和方差为同一数量级的随机变量,其共同作用的结果必接近于高斯分布.因此,当相互统计独立的信源经线性组合而产生一组混和信号时,对混合信号分离结果的非高斯性进行度量,若其非高斯性达到最大,则可以认为混合信号实现了最佳分离.

ICA 的模型由下式表示:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{S}(t) \quad (7)$$

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W} \cdot \mathbf{X}(t) \quad (8)$$

式中, $\mathbf{X}(t) = [\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t), \dots, \mathbf{x}_n(t)]^T \in \mathbf{R}^{n \times M}$ 为 n 导的观测信号, M 为每导信号的样本点数, $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T \in \mathbf{R}^{n \times M}$ 为产生观测信号的 n 导相互统计独立的源信号. 式(7)表示观测信号 $\mathbf{X}(t)$ 是源信号 $\mathbf{S}(t)$ 经过一个未知矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 线性混和而产生的. ICA 方法的核心是在混和矩阵 \mathbf{A} 和源信号 $\mathbf{S}(t)$ 未知的情况下,仅利用观测信号 $\mathbf{X}(t)$ 和源信号统计独立的假设,寻找一个线性变换分离矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{n \times n}$, 使输出信号 $\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{X}(t) \in \mathbf{R}^{n \times M}$ 尽可能逼近真实源信号 $\mathbf{S}(t)$.

ICA 方法以源信号彼此相互独立为前提,通过构造对分离结果独立性度量的目标函数,并对目标函数进行优化,使得分离结果尽可能地彼此相互独立,以实现隐含独立源的提取.因而,建立能够度量分离结果独立性的目标函数及其相应的分离算法是 ICA 的关键.快速 ICA (FastICA) 算法性能较好,其主要优点体现在:(1)该算法的收敛速度至少是二次方的,意味着 FastICA 具有非常快的收敛速度.(2)该算法和基于梯度的算法不同,其不需要选择步长参数,使用方便.(3)FastICA 算法继承了神经网络算法并行、分布的优点,计算简单,且所需的内存空间较小.鉴于此,本研究将采用基于负熵判据的 FastICA 算法.

2.3 夹角余弦法

几何中采用夹角余弦来衡量两个模式向量的相似度,机器学习中常借用这一概念来衡量样本向量之间的差异.夹角余弦与相关系数相比有较强的分辨能力,目前人们已将该方法应用于指纹图谱相似性的度量、文本的分类和光谱的分类等许多领域.

本研究针对 ICA 提取的各独立分量幅值的大小、正负性及顺序均具有不确定性的特点,提出使用夹角余弦法衡量 ICA 分解的独立成分与眼电参考信号间的差异,从而实现眼电伪迹的自动识别.设 $\mathbf{y}_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iM}]^T \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 为第 i 个独立成分, $\hat{\mathbf{x}}_i = [\hat{x}_{i1}, \hat{x}_{i2}, \dots, \hat{x}_{iM}]^T \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 为眼电参考信号, M 为样本点数.计算夹角余弦的公式为:

$$\cos \theta_i = \frac{\sum_{q=1}^M y_{iq} \hat{x}_{iq}}{\sqrt{\sum_{q=1}^M y_{iq}^2} \sqrt{\sum_{q=1}^M \hat{x}_{iq}^2}} \quad (9)$$

显然, $\cos \theta_i \in [-1, 1]$. 由于 ICA 方法分解信号的幅值大小及正负的不确定性,因此选用夹角余弦的绝对值 $|\cos \theta_i|$ 度量独立分量与眼电参考信号之间的相似性,其值越大,代表两者越相似.

3 基于 DWICA 去除眼电伪迹

Jafari 于 2003 年首次将小波变换与 ICA 方法相结合并用于提取胎儿心电图 (FECC)^[10],近年来有学者进一步将其应用于图像处理、事件相关电位的提取等.研究表明,就概率密度函数而言,小波变换系数比原始信号的超高斯性更强,峰度更大,因而从小波域进行独立向量分析在迭代算法的收敛速度、抗噪能力等方面具有显著优势.本文利用基于离散小波变换的 ICA 方法,即 DWICA 方法去除眼电噪声,并提出使用夹角余弦法来自动识别眼电伪迹.该方法主要过程如下:

(1) 基于离散小波变换对信号进行分解,并将小波系数串接获得小波系数矢量.

假设 $\mathbf{X}(t) = [\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t), \dots, \mathbf{x}_n(t)]^T$ 为采集的 n 导信号,且其第 l 导,即 $\mathbf{x}_l(t)$ 为眼电参考信号,其余导为脑电信号.利用 Mallat 塔式算法对各导信号 $\mathbf{x}_i(t) \in \mathbf{R}^{M_1 \times 1} (i = 1, 2, \dots, n)$ 进行 L 层 DWT,并将分解后得到的逼近系数分量及细节系数分量进行串接构成一维小波系数矢量 $\bar{\mathbf{x}}_i(t) \in \mathbf{R}^{M_2 \times 1}$, 即:

$$\bar{\mathbf{x}}_i(t) = [\mathbf{A}_{i,L}, \mathbf{D}_{i,L}, \mathbf{D}_{i,L-1}, \dots, \mathbf{D}_{i,1}]^T (i = 1, 2, \dots, n) \quad (10)$$

这里, M_1 表示原信号的样本点数, M_2 表示小波系数矢量 $\bar{\mathbf{x}}_i(t)$ 的样本点数.

(2)对上述小波系数矢量进行独立分量分析,提取独立成分.

把 n 导信号的离散小波系数矢量作为 ICA 方法的 n 维输入,即 $\bar{\mathbf{X}}(t) = [\bar{x}_1(t), \bar{x}_2(t), \dots, \bar{x}_n(t)]^T$. 采用基于负熵判据的 FastICA 算法,通过不断迭代得到分离矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{n \times n}$,再根据 $\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W}\bar{\mathbf{X}}(t)$,即可实现独立成分 $\mathbf{Y}(t) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_n(t)]^T$ 在小波域的快速获取.

(3)利用夹角余弦法准则识别眼电伪迹成分.

依式(11)计算每个独立成分 $y_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 与眼电参考信号 $x_l(t)$ 的小波系数矢量 $\bar{x}_l(t)$ 的夹角余弦值 $\cos\theta_i$:

$$\cos\theta_i = \frac{\sum_{q=1}^{M_2} y_{iq} \bar{x}_{lq}}{\sqrt{\sum_{q=1}^{M_2} y_{iq}^2} \sqrt{\sum_{q=1}^{M_2} \bar{x}_{lq}^2}} \quad (11)$$

其中, M_2 为每导信号小波系数的样本点数.

将计算所得的 n 个夹角余弦值的绝对值进行排序,最大的 $|\cos\theta_i|$ 值所对应的独立成分 $y_i(t)$ 即为眼电伪迹.将该伪迹成分置零,其余独立成分不变,重新记为:

$$\hat{y}_i(t) = \begin{cases} \mathbf{0}, & \max(|\cos\theta_i|) \\ y_i(t), & \text{Others} \end{cases} \quad (12)$$

(5)利用 ICA 逆变换将小波域去除伪迹后的各导独立成分进行投影变换.

依式(13)对 $\hat{\mathbf{Y}}(t) = [\hat{y}_1(t), \hat{y}_2(t), \dots, \hat{y}_n(t)]^T$ 进行 ICA 逆变换,将其投影返回到源信号的 n 个头皮电极,并记为 $\mathbf{u}(t) \in \mathbf{R}^{n \times M_2}$,计算公式如下:

$$\mathbf{u}(t) = \mathbf{W}^{-1} \hat{\mathbf{Y}}(t) \quad (13)$$

(6)基于离散小波逆变换重构眼电伪迹去除后的各导脑电信号.

采用 Mallat 塔式重构算法对去除眼电伪迹后的各导小波变换系数 $u_i(t)$ ($i \in [1, n], i \neq l$) 进行离散小波逆变换,实现信号的重构,即可在时域内得到所有导的脑电信号 $\mathbf{C}(t) \in \mathbf{R}^{(n-1) \times M_1}$. 此时,脑电信号中的眼电伪迹已经得以去除,信噪比将得到极大提高.

4 实验研究与结果分析

本节将基于脑电信号和眼电信号的双向激活特性,利用国际标准数据库中纯净的脑电信号及 Colorado 州立大学 EEG 研究中心实际采集的眼电信号构造混有眼电伪迹及其它噪声的脑电数据,应用本文提出的 DWICA 方法去除眼电伪迹,并从信噪比、时间消耗等多方面对其去噪性能进行评估.最后将该方法应用于真实采集的含眼迹的脑电数据,进一步验证 DWICA 在实际脑电信号预处理中的可行性与有效性.

4.1 脑电采集数据的构造

纯净的脑电数据来源于“BCI Competition 2003”竞赛数据库 Data set III. 该数据库中的实验共进行了 140 次,其中包括想象左右手运动任务各 70 次. 实验时序如图 2 所示,每次实验过程持续 9s,每两次实验中间均有几分钟的间隔. $t = 0 \sim 2$ s 时,受试者保持休息状态, $t = 2$ s 时,显示器上出现 1 个持续 1s 的十字光标,同时会伴随 1 个声音信号提示实验开始(受试者准备开始想象任务). 在 $t = 3 \sim 9$ s 时,显示器有 1 个指示左右方向的箭头代替十字光标作为指令,同时,要求受试者按照指令所提示的方向通过想象左右手运动控制进度条向箭头指示的方向移动.

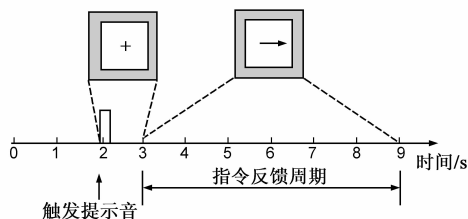


图2 实验时序示意图

该想象运动的实验数据采用 Ag/AgCl 电极从国际标准 10-20 导联系统的 C3、Cz、C4 三个通道获得. 脑电信号的采样频率是 128Hz,经过 0.5~30Hz 滤波,其波形如图 3(a)所示. 眼电数据 EOG 是 Colorado 州立大学实际采集的垂直眼电信号,经过 0.1~100Hz 的滤波.

考虑眼电信号和脑电信号的激活扩散都具有双向性(bidirectionality),其模型用下式表达:

$$\text{EEG}_{\text{rec}}(t) = \text{EEG}_{\text{clean}}(t) + k_1 \times \text{EOG}_{\text{clean}}(t) \quad (14)$$

$$\text{EOG}_{\text{rec}}(t) = \text{EOG}_{\text{clean}}(t) + k_2 \times \text{EEG}_{\text{clean}}(t) \quad (15)$$

式中, k_1 为眼电对脑电的影响因子, k_2 则为脑电对眼电的影响因子, $\text{EEG}_{\text{clean}}, \text{EOG}_{\text{clean}}$ 分别为纯净的脑电和眼电信号,而 $\text{EEG}_{\text{rec}}, \text{EOG}_{\text{rec}}$ 分别为实际记录的脑电和眼电信号.

在本实验中,假设眼电受到 C3、Cz、C4 导脑电的影响因子分别为 0.05、0.1 和 0.15,而眼电信号对 C3、Cz 与 C4 导脑电的影响因子均为 0.2,并考虑到实际采集中难免受到肌电、脉搏、出汗等其它伪迹的影响,本实验在各导脑电信号中加入 5dBw 的高斯白噪声,以模拟其他噪声的影响,从而得到了构造的脑电信号,如图 3(b)所示. 可见,EOG 对 3 导信号均产生了不同程度的影响,而其它噪声的加入更能体现伪迹去除方法的抗噪能力.

4.2 DWICA 去除眼迹的实验结果及分析

利用 DWICA 方法对 140 组脑电数据中的眼电伪迹进行处理,其独立向量分析的过程采用基于负熵判据的 FastICA 算法,其中,迭代精度设为 0.0001,最大迭代次数为 10000. 离散小波变换选用 sym8 小波基,进行 3

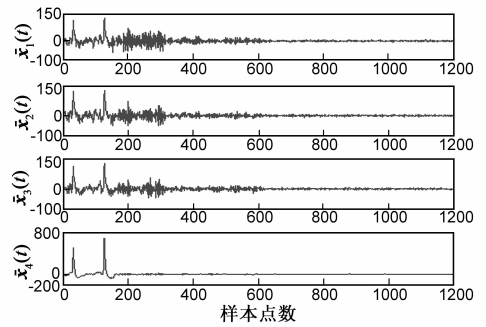
层离散小波分解.

假设 C3、Cz 和 C4 导含噪 EEG 信号分别为 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 和 $x_3(t)$,EOG 参考信号为 $x_4(t)$,对各导信号 $x_i(t)(i=1,2,3,4)$ 分别进行离散小波变换,并将小波系数串接获得小波系数矢量 $\bar{x}_i(t)(i=1,2,3,4)$,如图 4(a).进一步对离散小波系数矢量 $\bar{X}(t)=[\bar{x}_1(t), \bar{x}_2(t), \bar{x}_3(t), \bar{x}_4(t)]^T$ 进行独立分量分析,得到的独立成分 $y_i(t)(i=1,2,3,4)$,如图 4(b).图 4(c)则给出小波域去除伪迹后的各独立成分经 ICA 逆变换投影到源信号头皮电极 C3、Cz、C4 的小波系数,分别对应于 $u_1(t)$ 、 $u_2(t)$ 和 $u_3(t)$.最后将各导小波系数进行 DWT 逆变换,获得去除眼迹后的 EEG 信号,实验结果如图 5.将图 3(a)中纯净的脑电信号,图 3(b)中混有眼迹的脑电及图 5 中 DWICA 去除眼电伪迹后的脑电信号进行对比分析,不但眼电伪迹基本被消除了,而且脑电信号得到了很好的恢复,并未因此而丢失较多脑电的信息.

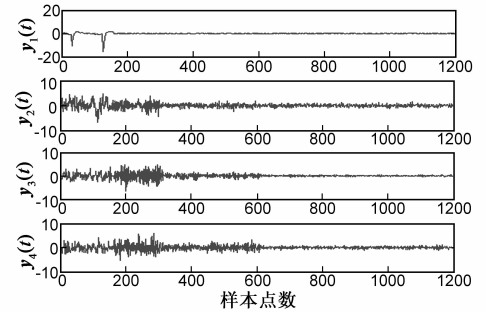
下面进一步将本文提出的 DWICA 法与文献[4]中的 WT 法,文献[5]中的 PCA 法及文献[6]中的 ICA 法等常用眼迹去除方法的去噪效果及时间消耗方面进行对比研究.其中 ICA 采用的分离算法与 DWICA 相同,即均为基于负熵判据的 FastICA 算法,而且迭代精度与最大迭代次数设置同前.

4.2.1 基于均方误差指标的去噪效果比较

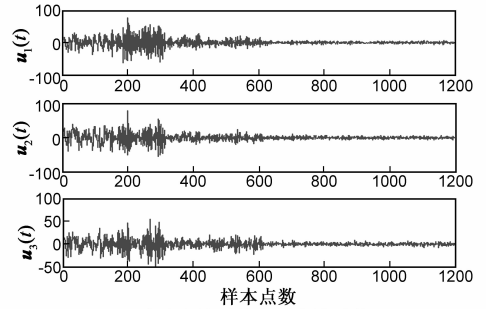
采用均方根误差 (Mean Squared Error, MSE) 指标衡量去噪效果,以便定量评估各种方法的去噪性能,其计算公式如下:



(a) 脑电信号与眼电信号的串接小波系数



(b) 小波域的各个独立成分



(c) 去除眼迹后的各导小波系数

图4 DWICA去除眼迹的主要中间过程

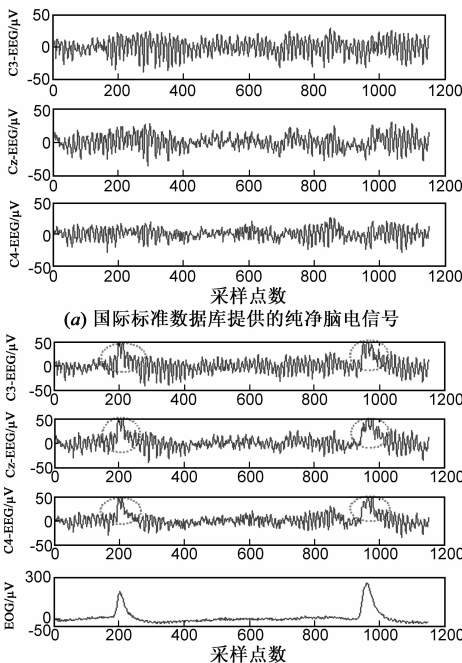


图3 纯净脑电数据及构造的脑电与眼电信号

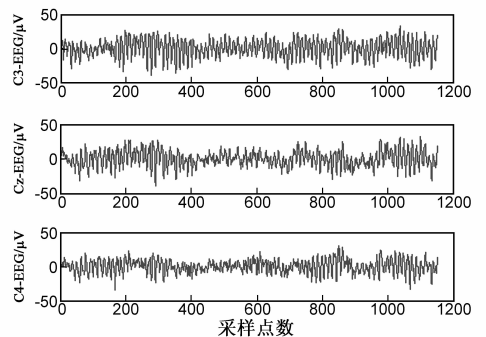


图5 眼电伪迹消除后的脑电信号

$$MSE = \left\{ \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [s(n) - c(n)]^2 \right\} \quad (16)$$

其中, $s(n)$ 和 $c(n)$ 分别为某个电极上第 n 个采点处纯净的脑电信号和重建的脑电信号, N 为采样点数. MSE 的值越小意味着重建的 EEG 越接近纯净的 EEG.

去除眼电伪迹前, 140 组 C3, Cz, C4 导原脑电信号的平均 MSE 分别为 $92.5299 (\mu V)^2$, $92.4589 (\mu V)^2$ 与

$92.4313(\mu\text{V})^2$;当采用 DWICA 法进行眼迹处理时,获得各导信号的平均 MSE 分别为 $3.9296(\mu\text{V})^2$, $4.2042(\mu\text{V})^2$ 与 $4.0716(\mu\text{V})^2$;当采用 WT、PCA 等方法去除眼迹时,其去噪效果与 DWICA 法的对比情况见图 6. 可见, DWICA 法的去噪效果明显优于 WT 和 PCA, 略优于 ICA, 充分说明本文提出方法的有效性.

4.2.2 时间消耗比较

在 140 组脑电数据的去噪实验中,采用上述四种方法去除 C3、Cz、C4 等 3 导 EEG 信号中的眼电伪迹的平均时间消耗如图 7 所示. 可见,采用 WT 法和 ICA 法的时间消耗分别为 0.5768s 和 0.649s,而采用 DWICA 的方法在相同计算环境下仅需要 0.0406s,极大降低了信号处理的时间;而 PCA 法的平均计算时间为 0.0513s,与 DWICA 法相当,但从图 6 可见其去噪效果远不如 DWICA. 因此综合考虑去噪效果和时间消耗,进一步显示本文提出的 DWICA 法的有效性.

此外,在实验过程中发现,单独应用 ICA 方法去除眼电伪迹时,脑中混有的噪声不仅严重影响了 ICA

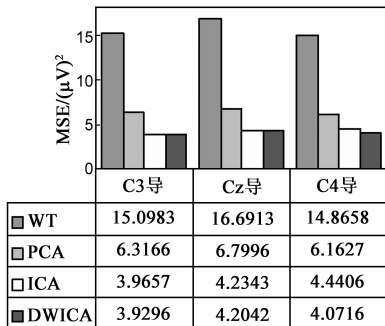


图6 四种方法去除眼迹效果的比较

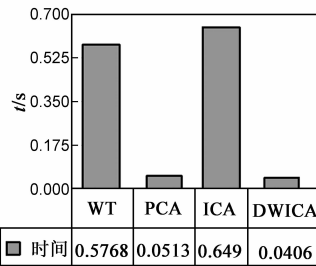


图7 四种方法去除眼迹的时间消耗比较

从图 8 可见,眼电信号的影响一般在低频段,经过 DWICA 方法去噪后的脑电功率谱与原纯净脑电的功率谱吻合较好,即眼电伪迹去除后脑电信号的能量得到了很好的恢复,从而有力说明本文提出的 DWICA 方法应用于眼电伪迹消除的有效性及其正确性.

4.4 DWICA 用于真实含噪 EEG 的实验结果

下面将基于离散小波变换的 ICA 方法应用于 Colorado 州立大学 EEG 研究中心提供的实际采集的思维脑电数据,共有 7 位实验者参与脑电采集实验,其电极按照国际标准导联 10-20 系统安放在 C3、C4、P3、P4、O1 及 O2 共 6 个位置,另外,还同步采集了 1 导垂直 EOG 信号,参考电极放置在 A1 和 A2. 信号的采样频率为 250Hz,模拟滤波范围为 0.1 ~ 100Hz. 每次 EEG 记录时间为 10s,数据长度 N 为 2500.

实验者 1 (一位 48 岁的男大学教师进行心算乘法作业)的部分导联(包括 C3、C4 和 P3) EEG 信号和同步

算法的分离效果,而且获得分离矩阵需要的迭代次数多,计算量大、速度很慢,140 次实验中有 7 次实验在达到最大迭代次数 10000 后还未求出分离矩阵 W ,而在离散小波域进行 ICA 分解具有较强的抗噪能力,140 次实验均能通过迭代求出分离矩阵. 由此可见, DWICA 法具有很强的抗噪能力,有效缩短了 FastICA 算法的迭代过程,收敛速度更快,实时性更好,因而非常适合应用于脑电信号的在线预处理.

4.3 功率谱估计

基于 AR (autoregressive) 模型的功率谱估计是一种参数模型功率谱估计方法,反应了信号在频域范围内的能量特征,它可以大大提高功率谱估计的分辨率,是现代谱估计的主要研究内容,在语音分析、数据压缩以及通信等领域有着广泛的应用. 为进一步从能量的角度衡量去除 EOG 伪迹的效果,本节分别对纯净的 EEG,含有眼电伪迹的 EEG 以及采用 DWICA 方法去除眼电伪迹后的 EEG 进行 AR 模型功率谱 (0.5 ~ 30Hz) 估计,结果如图 8.

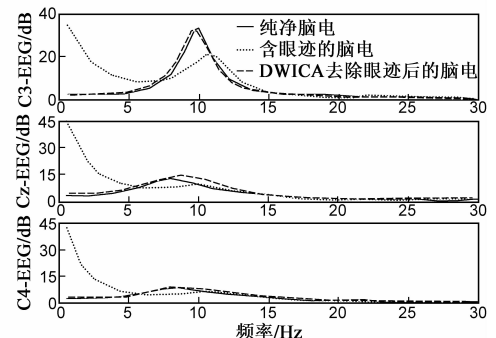


图8 DWICA 去除眼电伪迹前后各导信号的功率谱对比

采集的 EOG 信号如图 9(a) 所示. 采用 DWICA 对上述四导信号处理,去除眼电伪迹后的脑电信号如图 9(b) 所示. 由于实际采集中,纯净的脑电信号不可知,因而无法用均方根误差 MSE 定量评估 DWICA 去噪的效果,但从图 9 清楚可见, DWICA 方法应用于实际采集的脑电数据同样取得了很好的效果. 此外采用 DWICA 对实验者 1 的另外 3 导 EEG 信号及其余 6 位实验者所采集的信号进行去噪,均获得比较理想的实验结果,进一步说明了该方法应用于实际脑电信号预处理的正确性与有效性.

5 结论

针对脑电信号中眼电伪迹的消除问题,本文提出了一种将离散小波变换与独立分量分析相结合的自动去除方法,即 DWICA 法. 利用国际标准数据库中纯净的脑电数据,并根据脑电信号与眼电信号间激活扩散的

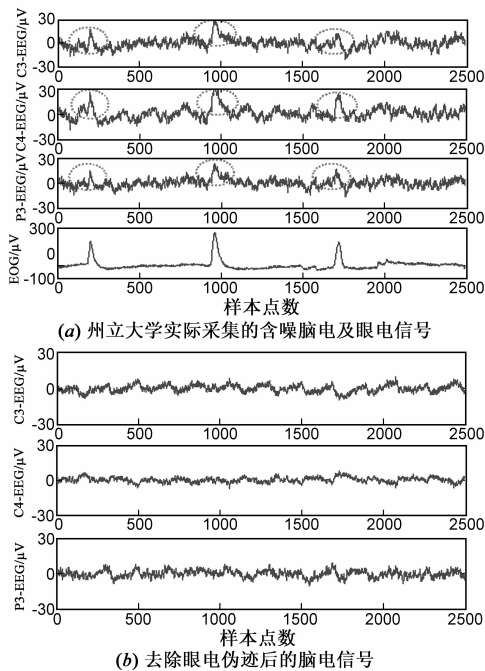


图9 DWICA应用于实际脑电信号的去噪效果

双向机制构造混有眼迹的实验数据,从均方误差、时间消耗及功率谱等多角度对去噪效果进行定量评价.实验结果表明:该方法能够极大地提高脑电信号的信噪比,而且抗噪能力强、收敛速度快、实时性好,为脑电信号中眼电伪迹的在线预处理奠定了基础,这对脑电信号的深入研究和应用具有重要的意义.

参考文献

- [1] N P Castellanos, V A Makarov. Recovering EEG brain signals: artifact suppression with wavelet enhanced independent component analysis[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2006, 158(2): 300 - 312.
- [2] 徐宝国, 宋爱国, 费树岷. 在线脑机接口中脑电信号的特征提取与分类方法[J]. *电子学报*, 2011, 39(5): 1025 - 1030.
Xu Bao-guo, Song Ai-guo, Fei Shu-min. Feature extraction and classification of EEG in online brain-computer interface[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(5): 1025 - 1030. (in Chinese)
- [3] 杜晓燕, 李颖洁, 朱贻盛, 等. 脑电信号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] T Zikov, et al. A wavelet based de-noising technique for ocular artifact correction of the electroencephalogram[A]. *Proceedings of the Second Joint EMBS/BMES Conference*[C]. Houston: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2002. 98 -

105.

- [5] TP Jung, et al. Removing electroencephalographic artifacts: Comparison between ICA and PCA[A]. *Proceedings of the 1998 IEEE Signal Processing Society Workshop*[C]. Cambridge: IEEE, 1998. 63 - 72.
- [6] 谢松云, 张振中, 张伟平, 等. 基于 ICA 的脑电信号去噪方法研究与应用[J]. *中国医学影像技术*, 2007, 23(10): 1562 - 1565.
Xie Song-yun, Zhang Zhen-zhong, Zhang Wei-ping, et al. Method and application of removing noise from EEG signals based on ICA method[J]. *Chinese Journal of Medical Imaging Technology*, 2007, 23(10): 1562 - 1565. (in Chinese)
- [7] C A Joyce, I F Gorodnitsky, M Kutas. Automatic removal of eye movement and blink artifacts from EEG data using blind component separation[J]. *Psychophysiology*, 2004, 41(2): 313 - 325.
- [8] A Flexer, H Bauer, J Pripfl, et al. Using ICA for removal of ocular artifacts in EEG recorded from blind subjects[J]. *Neural Networks*, 2005, 18(7): 998 - 1005.
- [9] 罗志增, 李文国. 基于小波变换和盲信号分离的多通道肌电信号处理方法[J]. *电子学报*, 2009, 37(4): 823 - 827.
Luo Zhi-zeng, Li Wen-guo. A method of multi-channel EMG disposal based on wavelet transform and blind signal separation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(4): 823 - 827. (in Chinese)
- [10] M G Jafari, J A Chambers. Fetal electrocardiogram extraction by sequential source separation in the wavelet domain[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2005, 52(3): 390 - 400.

作者简介



李明爱 女, 1966 年生, 河南鹤壁人, 2006 年于北京工业大学获得博士学位, 现为北京工业大学副教授、硕导, 主要从事脑机接口、智能信息处理与模式识别等领域的研究。
E-mail: limingai@bjut.edu.cn



崔燕 女, 1987 年生, 江苏盐城人, 2010 年获得南京工程学院学士学位, 现为北京工业大学模式识别与智能系统专业硕士研究生, 主要研究方向为脑机接口、信息处理与模式识别。