

基于小波变换的 EEG 噪声滤除算法设计与实现

冯 燕, 杜玉晓, 黄风华

(广东工业大学 自动化学院, 广东 广州 510006)

摘要: 对采样频率为 1 000 Hz 的脑电波实测信号分别进行了基于快速傅里叶变换的频谱加窗滤波算法分析和采用小波变换的自适应阈值算法仿真对比分析. 分析结果表明: 采用传统的频谱加窗滤波算法, 在信号噪声频带交叠的情况(如白噪声)中应用效果较差, 无法滤除低频范围内与脑电信号混叠的白噪声; 采用小波变换的自适应阈值算法的消噪效果明显好于传统的频谱加窗滤波算法, 具有良好的应用价值.

关键词: 脑电波; 噪声滤除; 快速傅里叶变换; 小波变换; 阈值自适应

中图分类号: TP13

文献标识码: A

文章编号: 1007-7162(2010)03-0072-04

脑电图是人体大脑细胞群的自发性生物电活动, 是脑神经细胞电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映. 脑电信号处理系统是临床上分析心理影响与检查脑疾病的重要辅助工具, 对于神经科学研究、临床诊断以及康复医学都具有重要的意义. 近年来通过引进、消化和吸收国外先进技术, 进行自主研究与开发, 我国脑电图仪的性能得到了较大的提高, 但与国外相比还有较大的差距. 主要差距表现在: 抗干扰能力差, 后期处理功能不完善, 采集频带窄, 采集的通道比较少, 对应用环境要求高, 不能完全满足临床的需要^[1-2].

脑电信号具有信号多样性、非线性、微弱性的特点, 其频带主要在低频和超低频范围内, 主要频率在 0.5 ~ 100 Hz 之间, 信号幅值范围为 5 ~ 300 μV , 由于 μV 级脑电信号相当微弱, 很容易就被 mV 级外界干扰和内部噪声所淹没^[3-4]. 因此, 脑电信号采集过程中的噪声消除技术研究就成为脑电信号(EEG: Electro encephalogram)处理系统设计的关键环节之一, 也是对 μV 级脑电信号进行准确提取的一个亟待解决的关键问题.

本文拟对采样频率为 1 000 Hz 的脑电波实测信号分别进行基于快速傅里叶变换的频谱加窗滤波算法分析和采用小波变换的自适应阈值算法仿真对比分析.

1 频谱加窗滤波算法滤除随机噪声干扰

为了消除脑电信号中的各类噪声, 人们提出了

很多办法, 其中以傅里叶变换为代表的频谱加窗滤波算法是目前最广泛的方法. 该方法主要通过构造不同类型的滤波器来进行降噪. 傅里叶变换降噪的方法实现步骤如下:

- (1) 对原始信号进行傅里叶变换, 求出其频谱.
- (2) 根据频谱, 对不需要的频谱成分进行抑制.
- (3) 对变换后的频谱做傅里叶逆变换, 得到降噪后的信号.

因此, 这个过程其实就相当对原信号在一定范围做滤波. 设原始信号为 $f(t)$, 降噪后的信号为 $g(t)$, 其傅里叶变换形式分别为 $F(\omega)$ 和 $G(\omega)$. 那么这个过程就可以表示为:

$$G(\omega) = H(\omega)F(\omega). \quad (1)$$

其中 $H(\omega)$ 为频域中的滤波器, 用以抑制噪声信号的频谱.

图 1 是将通过脑电波电信号硬件采集系统采集到的一段脑电波信号, 并通过 Matlab 描图所得到的图形, 其中信号的采样频率 1 000 Hz. 由于脑电波信号的有效频带主要集中在 0.5 ~ 100 Hz 之间, 因此可对图 1 的信号快速傅里叶变换后, 令频率大于 100 Hz 的信号傅里叶系数等于零, 来实现对高频噪声的抑制, 即在式(1)中满足

$$H(\omega) = \begin{cases} H(\omega), & \omega < 100, \\ 0, & \omega > 100. \end{cases} \quad (2)$$

结合式(1)、(2), 并对 $G(\omega)$ 求逆, 可得由频谱加窗滤波算法获得的滤除高频噪声后的脑电波波形(见图 2)和脑电信号功率谱(见图 3).

收稿日期: 2010-04-16

基金项目: 广东省 211 工程资助项目(粤发改(431))

作者简介: 冯 燕(1963-), 女, 实验师, 主要研究方向为电气测试技术.

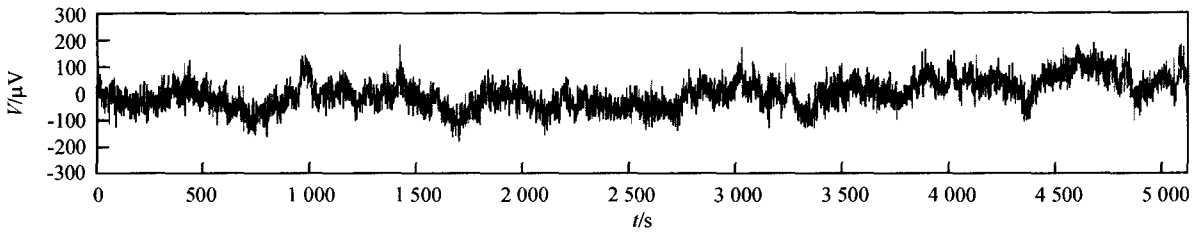


图1 采样频率为 1 000 Hz 下的脑电波信号

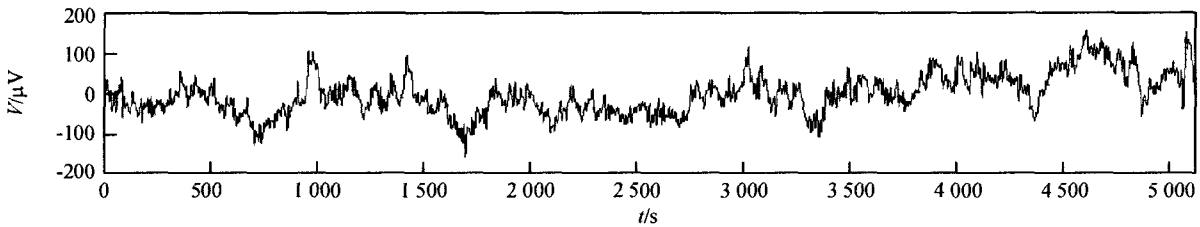


图2 采用频谱加窗滤波算法获得的脑电波形

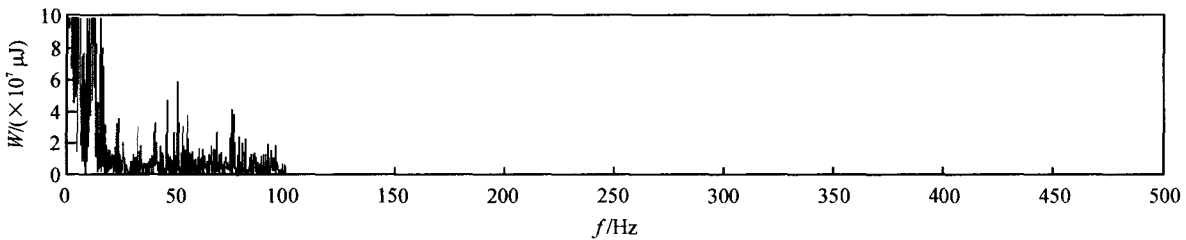


图3 频谱加窗滤波算法获得脑电波形功率谱图

很显然,这种方法只能滤除大于 100 Hz 的高频噪声信号,对诸如由人体和电机引线引入的 50 Hz 位移电流、50 Hz 磁场感应、通过放大器的低频干扰电流以及由肌电、心电、眼电干扰信号则基本无滤除作用。

2 小波自适应阈值算法滤除随机噪声干扰

为解决频谱加窗滤波算法在滤除脑电波随机噪声干扰中的不足,本文提出了采用小波自适应阈值算法来滤除脑电波随机噪声干扰。

2.1 小波阈值消噪的步骤

目前,在小波消噪方面,应用较广的是 Donoho 提出的基于软阈值和硬阈值的小波消噪算法。设有如下检测信号: $f(k) = s(k) + n(k)$, 其中 $s(k)$ 为原始信号, $n(k)$ 为高斯白噪声信号, 满足 $n(k) \sim N(0, \delta^2)$, 即服从均值为 0, 方差为 δ^2 的正态分布。小波消噪问题可描述为如何从被污染的信号 $f(k)$ 中不失真地恢复真实信号 $s(k)$ 。采用小波阈值消噪一般有以下步骤:

步骤 1: 选择合适的小波基 $\phi(x)$ 及相应的分解尺 j , 对含有噪声的信号进行二进离散小波变换, 得

到各尺度上的小波系数 $\omega_{j,k}$;

步骤 2: 采用一定的阈值 t 及相应的阈值处理函数 $g(\omega_{j,k}, t)$ 对小波系数进行处理, 得到处理后的系数 $\hat{\omega}_{j,k} = g(\omega_{j,k}, t)$;

步骤 3: 对处理后的系数 $\hat{\omega}_{j,k}$ 进行小波重构, 得到关于真实信号 s 的估计 $\hat{s}$ 。

由以上消噪过程可以看出, 小波阈值消噪效果的好坏主要取决于 4 个因素: (1) 门限阈值的选择; (2) 阈值函数的选取; (3) 小波基的选择; (4) 分解层数的确定。其中, 门限阈值及阈值处理函数的选取又至关重要, 阈值选取过大, 会丢失很多有用信号, 阈值选取过小, 又会保留很多噪声, 使得消噪效果不理想。目前应用最为广泛的阈值消噪方法是硬阈值和软阈值方法, 其阈值选取为 $\lambda = \sigma \sqrt{2 \lg N}$, 其中 σ^2 为噪声方差; N 为信号长度, 即不论软阈值或硬阈值均为全局阈值, 也就是说不管小波分解层数为多少, 每层阈值均相同且固定不变。

2.2 阈值的自适应选择

由以上分析可知, 信号与噪声在不同的分解尺度上, 其幅值及稠密度等特征是完全不同的, 因此采用固定阈值对信号进行处理显然是不合适的。为克

服这一弊端,考虑到信号与噪声随尺度的增加幅值所表现出的不同特性,采用的自适应阈值为

$$\lambda = \frac{\sigma \sqrt{2 \lg N}}{\lg(j+1)}. \quad (3)$$

由式(3)可以看出,随着分解尺度的增大,阈值 λ 总的变化趋势是减小的,这一点恰好适应了噪声幅值的变化规律.在阈值处理函数方面,由Donoho提出的硬阈值处理方法中,其处理函数为

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \omega_{j,k}, & |\omega_{j,k}| \geq \lambda, \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda. \end{cases} \quad (4)$$

可见,小波系数 $\omega_{j,k}$ 在阈值 λ 与 $-\lambda$ 之间是不连续的.

在软阈值中,其处理函数为

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\omega_{j,k})(|\omega_{j,k}| - \lambda), & |\omega_{j,k}| \geq \lambda, \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda. \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中 $\omega_{j,k}$ 虽然是连续的,但 $\omega_{j,k}$ 与 $\hat{\omega}_{j,k}$ 之间存在恒定的偏差,这必将影响到重构的精度,从而影响到消噪的效果.为克服这一缺陷,以下采用文献[5]所构造的新的阈值处理函数^[5-6]:

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(\omega_{j,k}) \left[|\omega_{j,k}| - \frac{\lambda}{\exp((|\omega_{j,k}| - \lambda)/N)} \right], & |\omega_{j,k}| \geq \lambda, \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda. \end{cases} \quad (6)$$

其中, N 为任意正常数.由式(6)可以得出

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \text{sgn}(\omega_{j,k})(|\omega_{j,k}| - \lambda / \exp((|\omega_{j,k}| - \lambda)/N)) = \text{sgn}(\omega_{j,k})(|\omega_{j,k}| - \lambda), \quad (7)$$

$$\lim_{N \rightarrow 0} \text{sgn}(\omega_{j,k})(|\omega_{j,k}| - \lambda / \exp((|\omega_{j,k}| - \lambda)/N)) = \omega_{j,k}. \quad (8)$$

即当 $N \rightarrow \infty$ 时,新阈值函数趋于软阈值;当 $N \rightarrow 0$ 时,新阈值趋于硬阈值函数.可见,当 N 取定某一常数后,新阈值函数是处于软阈值和硬阈值之间的一个灵活选择.

由于通常脑电信号的低截获率,即Lip指数 α 为正的,因而白噪声的Lip指数 α 为 $-1/2 - \varepsilon$, $\varepsilon > 0$.因此可对含有噪声信号的脑电波采用小波变换自适应阈值法的消噪.图4和图5分别给出了图1所示波形采用小波自适应阈值算法滤除噪声后的脑电信号及功率谱.

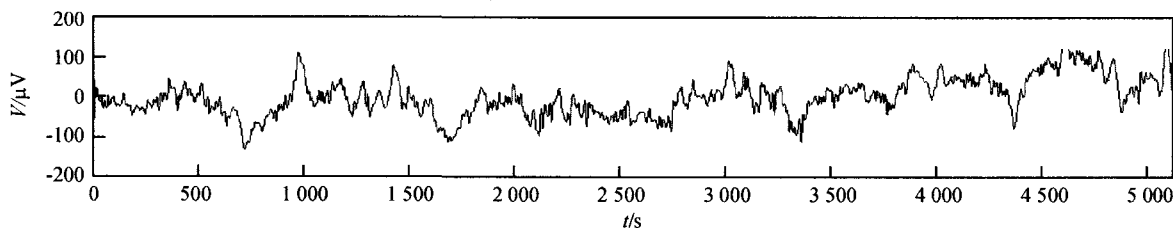


图4 采用小波自适应阈值算法滤除噪声后的脑电信号

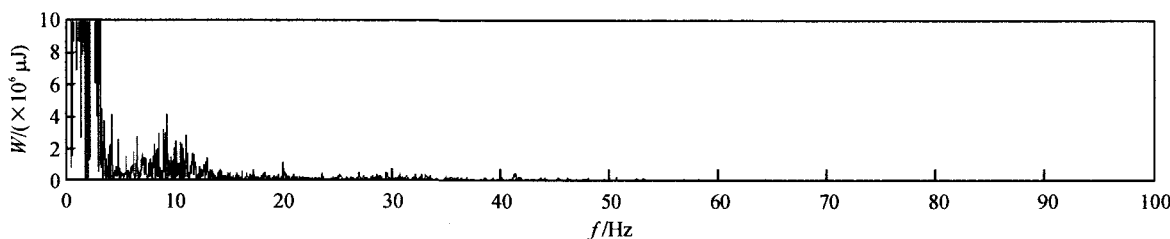


图5 采用小波自适应阈值算法滤除噪声后的脑电信号功率谱

2.3 仿真结果比较

对比图3和图5可以得出,采用传统的频谱加窗滤波算法,不能滤除低于截止频率噪声,即在50~100 Hz范围以内与脑电信号混叠的噪声无法滤除,而采用小波变换的自适应阈值算法对这段频率范围内的噪声信号有良好的抑制效果.因此,采用小波变

换的自适应阈值算法的消噪效果明显好于传统的频谱加窗滤波算法.这就直接证明了本文提出采用小波变换的自适应阈值算法的消脑电波噪声的有效性.通过进一步的研究可以得出,即使通过叠加不同能量的噪声,自适应阈值方法仍可以得到相同的结果,能够达到理想的效果.

3 结论

针对常规的频谱加窗滤波算法不能很好地滤除脑电波中的低频噪声干扰,本文提出了小波自适应阈值算法来滤除脑电波中的低频噪声干扰.由于小波包分解是在高频和低频同时进行分解和重构,将小波包分解的方法与噪声滤波阈值自适应相结合,应用于对脑电信号噪声滤除,可以很好地消除脑电信号在高频段和低频段的各种噪声信号,提供了更多的有用的脑电信息,为正确分析脑部的活动提供可靠的数据.仿真结果验证了本文结论的正确性.

参考文献:

- [1] 谭郁玲. 临床脑电图与脑电地形图学[M]. 北京:人民卫生出版社,1999.
- [2] Refet Girat Yazicioglu, Patrick Merken, Robert Puers. A 200 μ W Eight-Channel EEG acquisition ASIC for ambulatory EEG systems[J]. IEEE journal of solid-state circuits, 2008, 43(12):3025-3038.
- [3] Mehmet Engin, Tayfun Dalbast, Merih Gulduren, et al. A prototype portable system for EEG measurements[J]. Sciencedirect, measurement, 2007, 40:936-942.
- [4] 林家瑞,朱帆三. 生物医学弱电信号的检测与处理技术[J]. 国外医学:生物医学工程分册,1994,17(1):8-14.
- [5] 李健. 基于 ARM 处理器的脑电图机系统的设计与实现[D]. 吉林:吉林大学硕士学位论文,2006.
- [6] 陈永健. 基于独立成分分析的盲分离算法在 EEG 多源定位上的应用[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学硕士学位论文,2005.
- [7] 何振亚. 自适应信号处理[M]. 北京:科学出版社 2002:248-249.
- [8] 伍亚舟. 基于脑电的脑-机接口系统研究现状[J]. 中国临床康复,2006,10(1):147-150.

The Design and Implementation of the Noise Suppression Algorithm with Wavelet Transformation for EEG Signals

Feng Yan, Du Yu-xiao, Huang Feng-hua

(Faculty of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Two noise suppression algorithms, which are based on Fast Fourier with windows function and wavelet transformation respectively, are comparatively analyzed for EEG signals. The results show that the noise suppression algorithm with wavelets can deal with various types of low-frequency noise. The conclusion is verified by simulation results.

Key words: electroencephalogram (EEG); noise remove; Fast Fourier Transformation; Wavelet Transformation; adaptive filtering