

文章编号: 1005-3026(2005)06-0546-04

脑-计算机接口系统中诱发 脑电信号的小波分析

王志宇¹, 王宏², 李一娜¹, 王旭¹

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004; 2. 东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110004)

摘 要: 针对特定思维诱发脑电信号的特点, 提出一种确定其分布情况及提取其波形的方法。首先采用离散小波变换对脑电信号进行分解, 然后使用小波奇异点检测和小波统计分析相结合的方法进行特征分析, 确定特定思维诱发脑电信号处于小波变换的哪个尺度上, 并根据分析结果重构出诱发脑电信号。结果表明, 这种方法能够有效地消除脑电信号中的常见噪声, 尤其适用于对诱发脑电信号的提取。

关 键 词: 脑-计算机接口; 脑电信号; 小波变换; 李普西兹指数; 小波统计分析
中图分类号: R 318; R 74/.044 **文献标识码:** A

大脑是人类思维活动的中枢, 是接受外界信号、产生感觉、形成意识、进行逻辑思维、发出指令、产生行为的指挥部。脑电信号是脑神经细胞群电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映, 是一种典型的生物电信号, 其中包含了大量的脑内的神经元活动信息, 反映了大脑的功能状态, 是了解大脑功能状态的有效途径之一, 在基础医学研究、临床诊断中有着广泛的应用。

脑电信号是非平稳的随机信号, 它们非常微弱, 随机性强, 并且有很强的背景噪声。因此, 对它们的提取、分析和识别都有相当的难度。使用传统的信号分析方法——傅立叶变换只能分析出信号中所含有的频率成分, 而不能确定出含某种频率的波的发生时间。近年来, 小波变换已应用于神经电信号的研究中^[1~10]。

脑-计算机接口是在人脑与计算机或其他电子设备之间建立的直接的交流和控制通道, 通过这个通道, 人们可以直接使用思维来控制外部设备, 而不需要任何的身体动作^[2]。它是通过对脑电的特征信号进行采集、分析、处理和识别, 来实现人们所预期的功能。人们对它的研究是从20世纪90年代兴起的, 研究主要集中于对脑电信号的各种特征分析, 其中的核心技术也是难点, 就在于提取和识别特征的脑电信号。

本文采用小波奇异点检测法和小波统计分析

法对特定思维诱发的脑电信号进行特征分析, 然后根据分析得到的特征信息提取特定思维诱发脑电信号的波形。本文所讨论的部分作为脑-计算机接口系统的重要组成部分, 为实时地识别特征脑电信号打下了坚实的基础。

1 实验方法

受试者为健康的成年人(无神经系统和运动系统方面的疾病), 实验在隔音的电屏蔽室内进行。在佩戴特制的电极帽后, 受试者需要安静地坐在显示器前, 保持头部、颈部的稳定, 尽量避免一些不必要的动作。在实验开始后, 受试者应在头脑中有目的地进行特定思维活动, 同时每次思维后, 诱发的脑电信号通过脑-计算机接口系统的硬件部分被送入计算机内, 对信号进行实时处理和分析。

该脑-计算机接口系统由东北大学研制, 系统中使用氯化银电极, 参照10%~20%国际标准放置。为了增加电极的导电性能, 在使用前, 氯化银电极必须置于饱和食盐水溶液中充分浸泡。

2 脑电信号的分析方法

作为现代非平稳信号分析的工具, 小波变换的多分辨分析特性能够聚焦到脑电信号的每一个细节, 利用它的带通特性可以方便地将观测信号中的一些窄带信号提取或清除。

收稿日期: 2004-09-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50077003); 国家自然科学基金重大国际合作项目(50120130747)。

作者简介: 王志宇(1979-), 男, 辽宁沈阳人, 东北大学博士研究生; 王宏(1960-), 女, 辽宁沈阳人, 东北大学教授; 王旭(1956-), 男, 辽宁沈阳人, 东北大学教授, 博士生导师。

2.1 小波变换的理论

小波分析方法是一种窗口大小(即窗口面积)固定但其形状可改变,时间窗和频率窗都可改变的时频局部化分析方法。即在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率,在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率,所以被誉为数学显微镜^[11]。正是这种特性,使小波变换具有对信号的自适应性。

定义1 小波变换的含义^[5]:把某一被称为基本小波[也叫母小波(mother wavelet)]的函数 $\Psi(t)$ 作位移 τ 后,再在不同尺度 $a(a>0)$ 下与待分析信号 $x(t)$ 做内积:

$$WT_x(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \Psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt, \quad (1)$$

等效的频域表示为

$$WT_x(a, \tau) = \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int X(\omega) \Psi(a\omega) e^{-j\omega\tau} d\omega. \quad (2)$$

式中, $X(\omega)$, $\Psi(\omega)$ 分别是 $x(t)$, $\Psi(t)$ 的傅立叶变换。如果把 $\Psi(t)$ 看成某一滤波器的特性,则小波变换意味着用具有这一特性的带通滤波器在不同分辨率下观察信号。由式(1)和式(2)可以看出, a 值小时,时轴上观察范围小,而在频域上相当于用较高频率做分辨率较高的分析,即用高频小波作细致观察。当 a 值较大时,情况相反。

2.2 小波分析的奇异点理论

通常,用李普西兹指数(Lipschitz)^[7,8]来描述函数的局部奇异性。

定义2 设 n 是一个非负整数, $n < \alpha \leq n+1$,如果存在着两个常数 A 和 $h_0(h_0>0)$,及 n 次多项式 $P_n(h)$,使得对于任意的 $h \leq h_0$,均有

$$|f(x_0+h) - P_n(h)| \leq A|h|^\alpha, \quad (3)$$

则可以说 $f(x)$ 在点 x_0 为Lipschitz α 。

如果式(3)对所有 $x_0 \in (a, b)$ 均成立,且 $x_0 + h \in (a, b)$,则称 $f(x)$ 在 (a, b) 上是一致Lipschitz α 。

显然, $f(x)$ 在 x_0 点的Lipschitz刻画了函数在该点的正则性,称为函数 $f(x)$ 在 x_0 点是Lipschitz α 。Lipschitz α 指数越大,函数越光滑;函数在一点连续、可微,则在该点的Lipschitz α 指数为1。在一点可导,而导数有界但不连续时,Lipschitz α 指数仍为1;如果 $f(x)$ 在 x_0 的Lipschitz $\alpha < 1$,则称函数在 x_0 是奇异的。一个在 x_0 点不连续但有界的函数,该点的Lipschitz α 指数为0。

在利用小波分析这种局部奇异性时,小波系

数取决于 $f(x)$ 在 x_0 点的邻域内的特性及小波变换所取的尺度。在小波变换中,局部奇异性可定义为

定义3 设 $f(x) \in L^2(\mathbf{R})$,若 $f(x)$ 对 $\forall x \in \delta_{x_0}$,小波 $\Psi(x)$ 满足实域连续可微,并具有 n 阶消失矩(n 为正整数),有

$$|Wf(s, x)| \leq Ks^\alpha, \quad K \text{ 为常数}. \quad (4)$$

则称 α 为 x_0 的奇异点指数(也称Lipschitz指数)。

定义4 对 $\forall x \in \delta_{x_0}$,有 $|Wf(s, x)| \leq |Wf(s, x_0)|$,则称 x_0 为小波变换在尺度 s 下的局部极值点。

小波变换模极大值的传播性与函数的Lipschitz指数有着密切的关系。可以证明^[6]:当 t 在区间 $[t_1, t_2]$ 时,如果有

$$|WT_\alpha(s, x)| \leq Ks^\alpha, \quad (5)$$

则 $x(t)$ 在区间 $[t_1, t_2]$ 中为均匀Lipschitz α 。式(5)中 K 是一个与所用 $\Psi(t)$ 有关的常数。式(5)说明:当 $\alpha > 0$ 时,小波变换的极大值将随尺度的增大而增大;当 $\alpha < 0$ 时则随 a 的增大而减小。对阶跃情况($\alpha = 0$),则小波变换的极大值不随尺度改变。

2.3 基于小波统计分析的提取方法

小波统计分析提取是通过选择适当的小波系统重构的方法,得到对源信号的一个估计值。一个源信号 $f(t_i)$ 被一加性噪声污染,则污染后的信号为

$$y_i = f(t_i) + e_i, \quad (6)$$

e_i 是独立同分布 $N(0, \sigma^2)$ 。要测量一个估计值 $f(\cdot)$,令 $c_0 = y_i$ 表示初始信号序列,利用正交小波变换对 c_0 进行多级分解,得到逼近信号 c_j 和多级细节信号 d_1, d_2, \dots, d_j ,令 \bar{d}_j 为 d_j 的估计值:

$$\bar{d}_j = \begin{cases} \bar{d}_j & 1 \leq j \leq j_0, \\ d_j & j_0 \leq j \leq J+1. \end{cases} \quad (7)$$

j_0 成为低分辨率截断参数,可由阈值门限算出,阈值门限可选取为 $\sigma \sqrt{2 \ln(n)}$, σ 为白噪声的均方差, n 为白噪声的长度,利用小波变换的第一层细节信号估计噪声均方差 $\sigma = \text{median}(|d_1|)/0.6745$,对 d_j 的阈值处理可分为硬阈值和软阈值两种方法,硬阈值处理为

$$\bar{d}_j = \begin{cases} d_j & |d_j| \geq \sigma \sqrt{2 \ln(n)}, \\ 0 & \text{其他}. \end{cases} \quad (8)$$

软阈值处理为

$$\bar{d}_j =$$

$$\begin{cases} \operatorname{sgn}(d_j)(|d_j| - \sigma \sqrt{2\ln(n)}) & |d_j| \geq \sigma \sqrt{2\ln(n)}, \\ 0 & \text{其他.} \end{cases} \quad (9)$$

对处理后的细节信号与逼近信号按

$$c_j = H^* c_{j+1} + G^* d_{j+1}, \quad (10)$$

重建得到噪声污染信号的估计值, 其中 H^* , G^* 为对偶算子。

3 结果分析

3.1 小波母函数的选取

因为选用不同的小波母函数来分析同一信号, 其结果可能有很大的出入, 所以为了取得最佳的小波分析效果, 针对具体的应用领域选择合适的小波母函数非常重要。应用小波分析的目的是通过对脑电信号进行小波变换, 消除噪声确定思维诱发脑电信号的时序位置。因此, 必须选择分辨率较高的小波母函数。

不同消失矩的小波函数 Ψ , 对于 Fourier 能谱为 $\delta(\omega - \omega_1) + \delta(\omega - \omega_2)$, 其中 $\omega_1 > \omega_2$, 信号中的两个分量的分辨率不同。

定义 5 小波函数 Ψ 的分辨率在尺度空间能谱上, 能够分辨出来的两个最接近的频率之比

$$D_\omega = \min(\omega_1/\omega_2), \quad (11)$$

$D_\omega \in (1, \infty)$, 它的值越接近 1 则分辨率越高。

式(11)的计算结果表明, 对于常用 Mexicanh 小波 $D_\omega = 2.113\ 56$; Morlet 小波 $D_\omega = 1.359\ 36$ 。根据前面的分析结果, D_ω 的值越接近 1, 则小波的分辨率越高。在本文及本脑-计算机接口系统中, 选用了 Morlet 小波作为母小波。

3.2 脑自发电位和思维诱发电位的特征

一般光滑信号的奇异点具有正的 Lipschitz 指数^[3]。由式(5)可知, 其小波变换的极大值随尺度的减小而减小, 而白噪声的 Lipschitz 指数是负的^[9]。典型的高斯白噪声在 4 个尺度上的小波变换如图 1 所示。

分别对特定思维诱发的脑电信号和自发脑电 EEG 信号做 4 个尺度的小波变换, 波形分别如图 2, 图 3 所示。

由式(5)可知, 特定思维诱发脑电信号的奇异点具有正的 Lipschitz 指数, 在小波变换的各尺度上具有很好的传播性, 自发脑电信号的小波变换模极大值分布的特点接近于白噪声。因此, 在提取诱发电位时, EEG 信号可以近似认为是白噪声。

由上面的分析知, 特定思维诱发信号与自发脑电信号奇异点的分布特点不同, 它们的小波变

换模极大值在第三、第四尺度上随尺度的变换的趋势恰恰相反, 自发脑电信号不具有传播性, 而特定思维诱发信号在各尺度都具有很好的传播性。于是可以利用它们的这些不同从自发脑电信号中提取诱发电位。

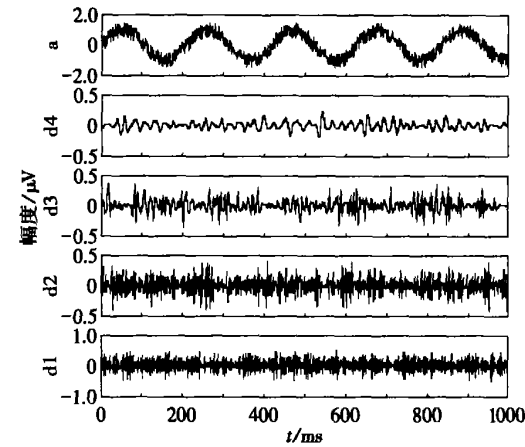


图 1 白噪声在 4 个尺度上的小波变换

Fig. 1 Wavelet transform of white noise in 4 different amplitude ranges

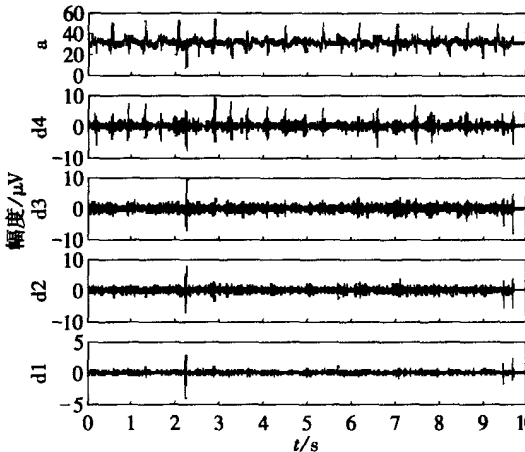


图 2 特定思维诱发脑电信号在 4 个尺度上的小波变换

Fig. 2 Wavelet transform of specific thinking-evoked EEG signals in 4 different amplitude ranges

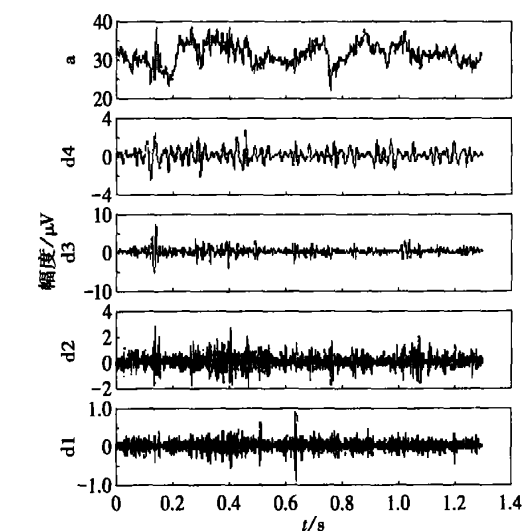


图 3 自发脑电信号在 4 个尺度上的小波变换

Fig. 3 Wavelet transform of spontaneous EEG signals in 4 different amplitude ranges

3.3 小波变换法提取诱发电位

根据以上分析, 可以对原始脑波作多尺度的小波变换, 找出随尺度增大而模极大值减小(即不具有传播性)的信号, 将其剔除, 保留在各尺度间具有传播性的部分, 然后根据式(10), 得到特定思维诱发的脑电波形, 如图 4 所示波形。

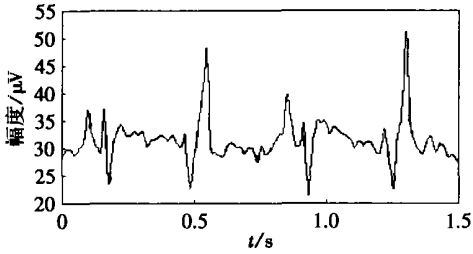


图 4 小波变换法提取的特定思维诱发脑电信号
Fig. 4 Specific thinking-evoked EEG signals picked up by wavelet transform

4 结 论

小波变换作为一种全新的信号分析方法具有良好的局部聚焦性质和多尺度分析的能力, 能够很好地确定奇异点在空间上的位置及其分布情况, 从而确定诱发的脑电信号主要集中在哪个尺度上, 为信号的重构确定基波。

与单一的叠加平均法相比, 统计分析法可以大大减少实验次数, 降低其对实验设备的要求。实验表明这一方法对脑电信号采集过程中的某些常见噪声可以进行有效地抑制或消除, 尤其是用于对诱发脑电信号的提取, 可以从脑电信号中发掘出一些隐含的特征。

参考文献:

- [1] Wolpaw J R, Birbaumer N, McFarland D J, et al. Brain-computer interfaces of communication and control [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2002, 113(6): 767-791.
- [2] Bayliss J D. A flexible brain-computer interface [D]. New York: University of Rochester, 2001. 1-5, 11-12.
- [3] Vaughan T M, Wolpaw J R, Donchin E. EEG-based communication: prospects and problems [J]. *IEEE Trans on Rehabilitation Engineering*, 1996, 4(4): 425-430.
- [4] Chapin J K, Moxon K A, Markowitz R S, et al. Real-time control of a robot arm using simultaneously recorded neurons in the motor cortex [J]. *Nature Neurosci*, 1999, 2(7): 664-670.
- [5] 杨福生. 小波变换的工程分析与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 1999. 23-40.
(Yang F S. *Engineering analysis and application of wavelet transformation* [M]. Beijing: Science Press, 1999. 23-40.)
- [6] Mallat S G. A theory for multi-resolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. *IEEE Trans on PAMI*, 1989, 11(7): 674-693.
- [7] Rioul O, Vetterli M. Wavelet and signal processing [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1991, 11(7): 14-38.
- [8] 李勇, 张圣训, 华蕴博. 小波分析理论在脑电分析中的应用 [J]. 中国生物医学工程学报, 1998, 17(4): 320-325.
(Li Y, Zhang S X, Hua Y B. Wavelet analysis theory and its application to EEG analysis [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 1998, 17(4): 320-325.)
- [9] Li C W, Zheng C X, Tai C F. Detection of ECG characteristic points using wavelet transform [J]. *IEEE Trans on Biomed Eng*, 1995, 42(1): 21-28.
- [10] 王宏, 薛蕴全, 王秋英. 磁场刺激诱发的动态脑电时空拓扑效应 [J]. 中国生物医学工程学报, 2004, 23(3): 283-285.
(Wang H, Xue Y Q, Wang Q Y. Spatio-temporal responses induced by magnetic stimulation [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2004, 23(3): 283-285.)
- [11] 胡昌华, 张军波, 夏军, 等. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——小波分析 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2001. 1-6.
(Hu C H, Zhang J B, Xia J, et al. *System analysis and design based on MATLAB* [M]. Xi'an: Xidian University Press, 2001. 1-6.)

Wavelet Analysis of Evoked Electroencephalogram (EEG) in Brain-Computer Interface

WANG Zhi-yu¹, WANG Hong², LI Yi-na¹, WANG Xu¹

(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: WANG Hong, E-mail: hgwang@mail.neu.edu.cn)

Abstract: To pick up the specific EEG signals from the strong background noise is the key function of brain-computer interface (BCI) system. Based on the characteristics of the specific thinking-evoked EEG signals (TES), an approach is proposed to determine their distribution and pick up their waveform from strong noise. The EEG signals are decomposed by the way of discrete wavelet transform. Then, an analysis is made by combining the wavelet singularity detection with wavelet statistic analysis to determine in which dimension of wavelet transform the specific thinking-evoked signals are located. Thus, the specific thinking-evoked EEG signals can be reconstructed without noise. This approach provides an effective approach to eliminate the noise embedded in EEG signals, which is especially suitable to pick up the specific evoked EEG signals.

Key words: brain-computer interface; electroencephalogram (EEG); wavelet transform; Lipschitz exponent; wavelet statistic analysis

(Received September 13, 2004)