

基于小波包技术的 EEG 信号特征波提取分析

张海军¹, 王浩川², 赵雨斌¹

ZHANG Hai-jun¹, WANG Hao-chuan², ZHAO Yu-bin¹

1. 郑州航空工业管理学院, 郑州 450015

2. 中州大学 信息工程学院, 郑州 450044

1. Zhengzhou Institute of Aeronautical Industry Management, Zhengzhou 450015, China

2. Information Engineering Institute of Zhongzhou University, Zhengzhou 450044, China

E-mail: zhj2003@zzia.edu.cn

ZHANG Hai-jun, WANG Hao-chuan, ZHAO Yu-bin. Feature extraction of EEG signal based on wavelet package. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(23): 246-248.

Abstract: A method which used wavelet package is put forward to extract the feature of EEG signals more efficiently. With the help of wavelet package the original EEG signals are firstly decomposed and then recomposed at the related frequency range. Analyze the power spectrum and energy after that. The experiment result shows that the wavelet package can extract the feature waves efficiently.

Key words: wavelet package; feature extraction; electroencephalogram (EEG)

摘要: 为了更有效地提取脑电信号特征波, 结合小波包技术, 提出了一种脑电特征波提取方法。首先对脑电信号进行小波包分解, 然后进行相关频段信号的重构, 从而提取出特征波, 并对其进行功率谱分析和能量计算。实验结果表明, 小波包技术能有效地提取脑电信号特征波。

关键词: 小波包; 特征提取; 脑电信号

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.23.075 **文章编号:** 1002-8331(2008)23-0246-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP181

脑电信号是一种典型的非平稳随机信号, 且存在一定的非高斯性和非线性。传统的分析处理方法是将脑电信号近似看作线性、准平稳、高斯分布的随机信号, 这使得分析结果往往不能令人满意, 实用性较差。现代的小波变换方法的提出, 为有效地分析脑电信号提供了新的途径。

1 小波包技术原理及算法研究

小波变换是一种分析非平稳信号的有效方法^[1], 它能够把信号分解成不同尺度基小波的加权和, 主要不足是在高频段的频率分辨率较低, 导致在一些应用中, 不能满足实际要求。小波包的概念是在小波变换的基础上提出来的, 它提供了一种更为精细的信号分析方法, 将信号高频部分进行进一步分解, 即对高频部分也用二分滤波器进行分解, 所以能根据信号的特征选取相应频带与信号频谱匹配, 进一步提高了时频分辨率, 因此小波包分析具有更广泛的应用价值^[2]。

小波分解是基于尺度函数和小波函数为基函数进行分解的^[3]。用 $\phi(t)$ 和 $\psi(t)$ 分别表示小波变化的尺度函数和小波母函数, 在小波包分解中, 为了统一函数表示, 令 $\Psi^0(t)$ 和 $\phi(t)$ 。 $\Psi^1(t) = \psi(t)$ 那么根据二尺度方程可以构造如下的小波基:

$$\Psi_{j,k}^{2i} = \frac{1}{\sqrt{2}} \Psi^{2i} \left(\frac{2^j k - t}{2^j} \right) = \sum_n h(n) \Psi_{j-1, 2k-n}^i(t) \quad (1)$$

$$\Psi_{j,k}^{2i+1} = \frac{1}{\sqrt{2}} \Psi^{2i+1} \left(\frac{2^j k - t}{2^j} \right) = \sum_n g(n) \Psi_{j-1, 2k-n}^i(t) \quad (2)$$

其中: i 为节点号, j 为分解级数, $h(n)$ 和 $g(n) = (-1)^{1-n} h(1-n)$ 为一对正交镜像滤波器。

信号 $f(t) = d_0^0$ 在第 j 级和 k 点处的小波包分解系数可以用下述递推公式表示:

$$d_j^{2i}(k) = \int f(t) \Psi_{j,k}^{2i}(t) dt = \sum_n h(n) d_{j-1}^i(2k-n) \quad (3)$$

$$d_j^{2i+1}(k) = \int f(t) \Psi_{j,k}^{2i+1}(t) dt = \sum_n g(n) d_{j-1}^i(2k-n) \quad (4)$$

假设原始信号长度为 $m \cdot 2^N$ 点, 则 $f(t)$ 信号的完全重构可以表示为:

$$f(t) = \sum_{i=0}^{m \cdot 2^{j-1} - 1} \sum_{k=0}^{m \cdot 2^{j-1} - 1} d_j^{2i}(k) \Psi_{j,k}^{2i}(t) + \sum_{i=0}^{m \cdot 2^{j-1} - 1} \sum_{k=0}^{m \cdot 2^{j-1} - 1} d_j^{2i+1}(k) \Psi_{j,k}^{2i+1}(t) \quad (5)$$

其中, $\Psi_{j,k}^{2i}(t)$ 和 $\Psi_{j,k}^{2i+1}(t)$ 为根据二尺度方程构造出的小波包基函数,

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.30470459)。

作者简介: 张海军(1971-)男, 讲师, 主要从事生物神经信号处理、模式识别研究。

收稿日期: 2008-03-18 修回日期: 2008-06-10

$d_j^{2i}(k)$ 和 $d_j^{2i+1}(k)$ 是信号 $f(t)=d_0^0$ 在第 j 级、 k 点处的小波包分解系数^[14]。

根据所要提取信号的频段,选择相应的频带对应的小波分解系数,应用式(5)进行重构,就可以有目的地重构要提取的信号^[15]。

2 应用小波包对睁、闭眼脑电信号的处理实例

本文选取的数据是从德国洪堡大学得到的两位被测试者睁眼和闭眼两种状态下的脑电信号,数据的采样频率为 200 Hz。本文中总共对 5 测试者 20 导联的数据进行了实验,结果基本相同,所以本文仅在文中列出一人一导联 2 个状态的实验结果进行说明。本文就是在对两种状态的脑电信号进行小波包分析的基础上,试图从脑电信号中提取出 α 波,然后对各个节律进行功率谱分析,最后计算 4 种节律的能量比重,通过对 2 个状态脑电信号实验结果的对比分析,来验证所作工作的有效性。

考虑到 4 个脑电节律的频率范围,为了能够使频率分辨率能够达到要求,所以在本文中,应用 daubechies 7 小波对脑电信号分别进行 7 层分解,然后根据 4 个脑电节律的频率范围,分别计算它们所包含的最少分解节点数(尽量用低层节点)。设 j, i 为小波包分解的第 j 层的第 i 个节点,则 4 个脑电节律频段所包含的分解节点为: δ : [6, 1], [7, 1], [7, 4]; θ : [6, 3], [6, 4], [7, 5]; α : [5, 3], [6, 5], [7, 16]; β : [4, 3], [5, 8], [5, 5], [6, 9], [6, 18], [7, 18], [7, 38]。

2.1 进行 α 波的提取

根据 α 波所在频率范围,经过上述处理,把包含在 α 节律

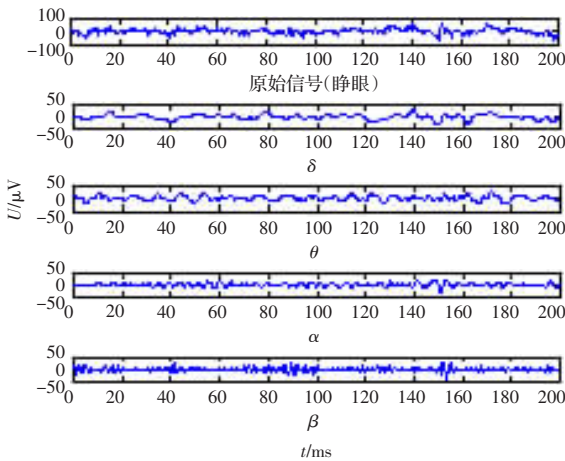


图1 睁眼时的 α 波提取

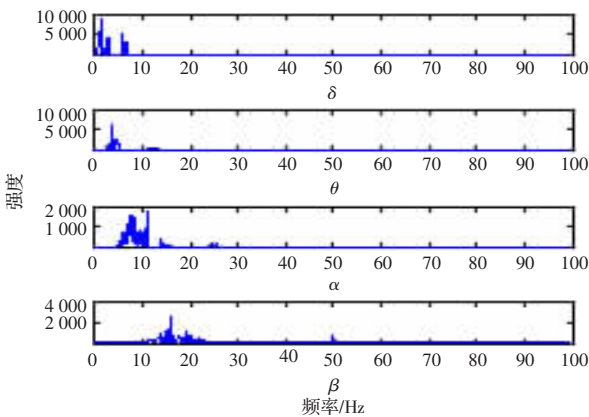


图3 睁眼时各节律功率谱

内的节点所重构的信号进行叠加,即可得出 α 节律信号的波形,通过对波形的观察和分析,检验是否提取出了 α 波。分别对两种状态下的脑电信号进行分析,图 1、图 2 即是重构的各个节律图。

由图 1 和图 2,可以明显的看出,在睁眼时, α 节律频段没有 α 波形出现,而在闭眼时, α 节律频段出现了明显的 α 波形,这种结果与 α 波的出现特点相吻合。由此可以说明,应用小波包对脑电信号进行 α 波的提取是合理的和有效的。

2.2 应用小波包计算各个节律频段的功率谱

应用 2.1 节中重构的各个节律信号,基于快速付利叶变化,来计算脑电信号的功率谱,分别对 2 种状态下的脑电信号进行功率谱分析,得到它们的功率谱如图 3 和图 4。

由图 3 和图 4 可以看出,在 8~13 Hz 频率范围内,闭眼时的功率谱密度幅度明显要高于睁眼时的,而且基本上是 4 个节律频段上最高的,这说明了在闭眼时, α 波得到了增强。由此说明,基于小波包变换对各个节律进行功率谱分析,能够有效地分析出脑电信号的功率分布。

2.3 应用小波包计算各个节律的能量比重

根据脑电信号在不同状态下,各个节律强弱的不同,尤其是在睁、闭眼两种状态下, α 节律强度的变化,可以计算出各个节律的能量在总节律能量中的比重,区分不同的脑电状态。

因为小波包分解系数的大小能有效地表示信号的强弱,所以应用小波包分解系数的平方的叠加来表示信号的能量也是合理的。假设 $d_j^i(k)$ 为小波包分解第 j 层的第 i 个节点的小波系数,则在此可以定义,由此节点重构信号的能量为^[6]:

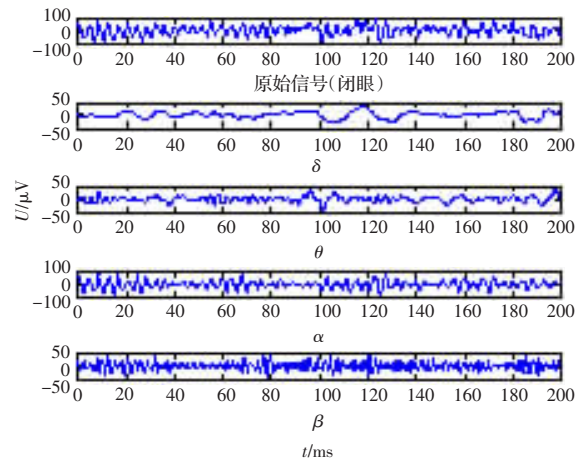


图2 闭眼时的 α 波提取

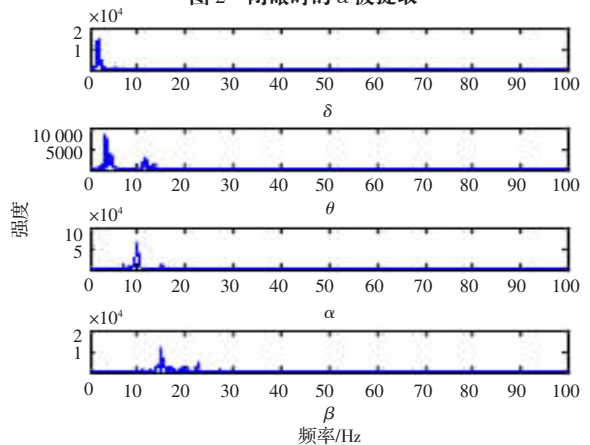


图4 闭眼时各节律功率谱

$$E_{j,i} = \sum_k (d_j^i(k))^2 \quad (6)$$

根据上式定义的能量公式,分别计算4个节律频段对应节点能量的和,构成4个节律频段的能量;再对4个节律的能量求和,然后分别用各个节律的能量比总的能量,即可得到各个节律能量在总节律能量中的比重。

通过个两种不同状态的脑电信号进行节律能量比重的计算,得出以下结果,如表1所示。

表1 两种状态下各节律能量比重表

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
睁眼	δ	0.384	0.488	0.659	0.713	0.465	0.295	0.674	0.295	0.266	0.265
	θ	0.297	0.148	0.092	0.131	0.128	0.198	0.108	0.472	0.387	0.341
	α	0.189	0.199	0.167	0.089	0.227	0.324	0.136	0.127	0.174	0.208
	β	0.127	0.163	0.080	0.065	0.178	0.181	0.080	0.105	0.171	0.184
	δ	0.068	0.306	0.268	0.122	0.171	0.156	0.300	0.500	0.340	0.396
闭眼	θ	0.218	0.105	0.183	0.276	0.181	0.224	0.081	0.167	0.104	0.127
	α	0.501	0.417	0.434	0.485	0.494	0.523	0.369	0.246	0.354	0.366
	β	0.212	0.170	0.113	0.115	0.152	0.095	0.248	0.085	0.200	0.109

由表1中的数据可以看出,闭眼时的 α 节律能量比重几乎都明显比睁眼时的要高,这说明了闭眼时 α 波的确得到了加强,而在睁眼时, α 波却减弱或者消失。而其它的3个节律能量比重则没有规律,这说明了在睁、闭眼时,根据 α 节律能量在脑电能量中的比重来对脑活动状态进行判断是很有效的一种方法。

在脑电特征波提取分析应用中,基于小波包分解的滤波器

时频特性要比通用的Mallat小波滤波好得多。

3 结束语

本文把小波包分析引入到对脑电信号的处理中,通过对脑电信号中 α 波的提取,各个节律功率谱的计算,尤其是通过自定义的一个能量函数,计算各个节律能量在节律总能量中的比重来分析脑电信号睁、闭状态,并取得良好的识别效果,可见,小波包分析方法应用于脑电信号的处理是可行的、有效的、并初步表现出了优越的性能。为这一新技术在生物神经信号领域的应用提供了一种参考。

致谢:感谢德国 Charite 医院 Dr.Petra Ritter 医生提供的实验数据。

参考文献:

- [1] 沈奋民,黎展程.小波包熵在脑电信号处理中的应用[J].数据采集与处理,2005,20(1).
- [2] 韩伟,张经周.脑电节律提取的小波变换方法[J].中国医疗器械杂志,2006,30(1).
- [3] 程正兴.小波分析算法及应用[M].西安:西安交通大学出版社,1998.
- [4] 王大凯,彭进业.小波分析及其在信号处理中的应用[J].北京:电子工业出版社,2006.
- [5] 谢松云,张振中.脑电信号的若干处理方法研究与评价[J].计算机仿真,2006(12).
- [6] Atellis C E D.Detection of epileptic events in electroencephalograms using wavelet analysis[J].Annals of Biomedical Engineering, 1997,25:286-293.

(上接 235 页)

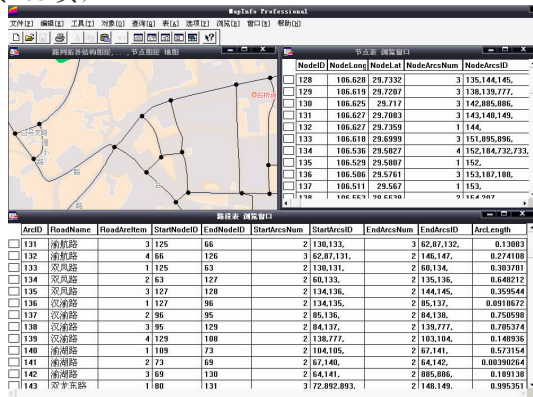


图6 路网拓扑结构图

段,提取出其相关信息。在路段表浏览窗口中可以查到路段编号为138的路段的相关信息,该路段所属道路名称为汉南路,处于汉南路的第3段,首节点编号为95,尾节点编号为129,首节点相连接的其余路段有2条,编号分别为84、137,尾节点相连接的其余路段也有2条,编号分别为139、777,该路段的长度为0.705374 km。

5 结论

采用节点-弧段数据模型描述路网结构,利用MapInfo的

二次开发控件MapX,在VB6.0开发环境中,经过引入新的原始路网预处理方法,改善城市路网的路段图层创建和拓扑结构构建,为最优路径规划奠定了基础。实验结果表明,由于提出的算法在预处理阶段的精度和效率较其他算法明显提高,使得路网拓扑结构构建的精度明显改善。

参考文献:

- [1] Chandio A F,Liu Yu-shu,Memon N M,et al.GIS based route guiding system for optimal path planning in disaster/crisis management [C]//Multitopic Conference, INMIC '06, IEEE, 2006: 207-210.
- [2] 公丕波,郝金明,朱伟刚.MapX支持下道路网络拓扑结构构建方法[J].测绘工程,2004,13(4).
- [3] 熊少非,赵丕锡,李军.MapInfo中城市道路网络拓扑结构的自动生成[J].测控技术,2005,24(3).
- [4] 朱晓青,周涛,张海堂.Mapinfo中道路拓扑与最优路径的研究[J].测绘学报,2001,18(2).
- [5] Cherkassky B V,Goldberg A V,Radzik T.Shortest paths algorithms:theory and experimental evaluation,93-1480 [R].Computer Science Department,Stanford University,1993.
- [6] Zhan F B.Three fastest shortest path algorithms on real road networks:data structures and procedures[J].Journal of Geographic Information and Decision Analysis,1995,1(1):69-82.