

基于多分辨分析的脑电癫痫波自动检测 *

汪春梅¹, 邹俊忠¹, 张 见¹, 张志锁²

(1. 华东理工大学 信息科学与工程学院, 上海 200237; 2. 第二军医大学附属长海医院 脑电图室, 上海 200433)

摘 要: 分析了小波多分辨分析特征提取的特点, 提出了八通道脑电信号癫痫波自动检测的方法。每个通道的信号利用小波变换进行五层分解, 以提取小波变换各子带的小波系数和信号偏差组成特征值计算自适应阈值, 并将其应用到关键子带, 提取出信号中的癫痫波。研究的重点是对脑电信号进行分解选择合适的小波; 确定适当的分解层次以及自适应阈值的计算。实验结果表明, 方法能够为癫痫脑电的特征提取提供快速而有效的手段。

关键词: 脑电信号; 癫痫波; 多分辨分析; 自动检测

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2009)08-2959-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2009.08.046

Automatic detection of epileptiform wave in EEG by multi-resolution analysis

WANG Chun-mei¹, ZOU Jun-zhong¹, ZHANG Jian¹, ZHANG Zhi-suo²

(1. School of Information Science & Engineering, East China University of Science & Technology, Shanghai 200237, China; 2. Changhai Hospital Attached to the Second Military Medical University, Shanghai 200433, China)

Abstract: This paper proposed a new scheme for detecting epileptiform activity in 8-channel EEG based on the characteristic of a multi-resolution analysis. The EEG signal on each channel was decomposed to five levels using discrete wavelet transform. Formed wavelet coefficients and standard deviation of all 8-channel raw data to compute adaptive threshold, which applied on sub-bands 1, 2 and 3. Then extracted the spike portion of EEG signal extracted from the raw data. The key points of this research work were identification of a suitable wavelet for decomposition of EEG signals, recognition of a proper resolution level, and computation of a dynamic threshold. The experiment results show that the proposed method offers a fast and effective measure for detecting epileptiform activity in human EEG.

Key words: electroencephalogram (EEG); epileptiform activity; multi-resolution analysis; automatic detection

脑电信号(EEG)中含有丰富的有用信息,对生理研究与临床诊断如癫痫、脑炎、脑肿瘤等脑疾病的诊断都具有十分重要的意义。癫痫是以脑内神经元异常放电所致的部分或整个脑功能障碍为特征的慢性疾患,在临床上常表现为突然、短暂的运动、感觉、意识、行为、自主神经或精神症状等异常。癫痫患者在间歇期的脑电信号可能会发生短暂现象(transient),出现棘波(spike)和尖波(sharp wave),棘波和尖波突出于背景活动,波幅较高,时限在 20~200 ms。这两种波形具有同样病理生理学上的重要性,所以它们被称为发作间歇期癫痫样放电。棘慢复合波(spike-and-slow-wave complex)是另一种爆发性异常脑电波。诊断癫痫疑似患者最有效的方法是脑电图检查。脑电信号的主要分析是对大脑异常活动的检测,这些工作目前都是由医疗工作者根据经验和通过对患者的脑电图视觉检测完成的。这项工作不仅非常耗时,而且由于分析的主观性,不同的专家对同一记录的判断结果也不同。为此,采用自动检测技术对发作间歇期异常脑电进行及时和准确的诊断及癫痫灶的定位就显得十分重要。

癫痫脑电的自动检测方法有许多种^[1-5],大多数方法没有

考虑发作间歇期癫痫脑电的形态可变性,以及不能提供时空分布信息。不论采用何种方法,通常要求癫痫波检测系统有较高的正确率,较低的漏检率和误检率。基于多分辨分析的方法不仅提供了间歇期癫痫波所需的时间、空间和频域的信息,而且具有优于谱分析的优点^[6]。本研究提出一种利用二进小波分析的方法来检测各种发作间歇期癫痫脑电(尖波、棘波和棘慢复合波),从真实原始脑电信号中检测出癫痫特征波,有助于癫痫的自动诊断和癫痫灶的定位,从而及早发现、干预具有癫痫发病倾向的人群,减少癫痫的受累程度和致残、致死率。

1 离散小波变换

1.1 小波变换基本原理

采用时频分析的方法对脑电信号中癫痫波的检测具有广泛的研究。时频分析方法是平稳信号处理的一个重要分支,但是,傅里叶变换存在信号的时域和频域信息不能同时局部化的问题,而短时傅里叶变换得到的时频分析窗口具有固定的大小,对于非平稳信号而言,需要时频窗口具有可调的性质,即要求高频部分具有较好的时间分辨率,而在低频部分具有较好

收稿日期: 2008-12-05; 修回日期: 2009-07-06 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60543005,60674089);上海市重点学科资助项目(B504)

作者简介:汪春梅(1969-),女,副教授,博士研究生,主要研究方向为生物电信号处理、模式识别;邹俊忠(1960-),男,重庆人,教授,博导,博士,主要研究方向为人工智能与模式识别应用(jzhz@ecust.edu.cn);张见(1976-),男,江苏人,讲师,硕士,主要研究方向为人工智能与模式识别应用;张志锁(1951-),男,江苏人,主任,硕士,主要研究方向为脑电图的判读。

的频率分辨率特性。EEG 信号是非平稳信号,由于小波变换具有这种多分辨率的特点,很适合提取 EEG 特征。本文研究了利用多分辨分析的方法检测脑中癫痫波的方法。

信号 $f(t)$ 的连续小波变换为

$$W_{\psi}(f(b,a)) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \wedge \sqrt{a} \psi^* ((t-b)/a) dt$$

其中: $\psi(t)$ 是母小波; $a>0$ 是尺度系数; b 是平移参数。尺度参数 a 由大到小变化,滤波范围从低频到高频变化的特性是小波变换的变焦特性,所以在分析具体的信号时可以根据需要选择不同的尺度因子来获得所需要的信息。

本文采用二进制小波,信号的离散小波变换为

$$(Tf)_{n,k} = \langle f, \Psi_{n,k} \rangle = \int_R f(x) \overline{\Psi_{n,k}(x)} dx$$

其中: $\Psi_{n,k}(x) = 2^{-n/2} \psi(2^{-n}x - k)$ 为小波序列,满足 $\int_R \psi(x) dx = 0$; n, k 分别代表频率分辨率和时间平移量。

利用 $L^2(R)$ 空间的正交基,将频率分为低频和高频两部分,从而得到一系列正交子空间 V_j ,这就是多分辨分析的空间分解。这些闭子空间 V_j 满足 $\cdots V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset V_{-2} \subset \cdots$, 且有 $\bigcup_{j \in Z} V_j = L^2(R), \bigcap_{j \in Z} V_j = \{0\}$ 。

例如, A_j 和 D_j 是 V_j 和 W_j 上的正交投影,其中, W_j 为 V_j 在 V_{j-1} 上的正交补,对于 $f \in L^2(R)$, $A_j f$ 是在分解尺度 j 上的逼近分量, $D_j f$ 是信号的细节分量。

Mallat 在多分辨分析的基础上又提出了信号的塔式多分辨分解与重构算法,即 Mallat 算法,利用该算法将信号分解为两组系数:小波系数 $d_{j,k}$ (信号的细节部分) 和尺度系数 $c_{j,k}$ (信号的逼近部分),即

$$f(t) = \sum_{k \in Z} c_{j,k} 2^{j/2} \phi(2^j t - k) + \sum_{m=1}^j \sum_{k \in Z} d_{m,k} 2^{m/2} \psi(2^m t - k)$$

其中: $\phi(t)$ 是尺度函数; $\psi(t)$ 是小波函数; m 是不同尺度标号; k 是时移因子。小波系数 $d_{j,k}$ 和尺度系数 $c_{j,k}$ 可以通过如下的方法求得:

$$c_{j,k} = \langle f, \phi_{j,k} \rangle = \sum_n h_{n-2k} \langle f, \phi_{j-1,n} \rangle = \sum_n h_{n-2k} c_{j-1,n}$$
$$d_{j,k} = \langle f, \psi_{j,k} \rangle = \sum_n g_{n-2k} \langle f, \psi_{j-1,n} \rangle = \sum_n g_{n-2k} d_{j-1,n}$$

其中: $h_n = \langle \phi, \phi_{-1,n} \rangle, g_n = (-1)^n h_{-n+1}$ 。

1.2 EEG 信号的小波分解

在小波变换预处理中,为了选择与脑电癫痫波的频率特征一致的小波基函数,将 MATLAB 小波工具箱中的小波基函数与癫痫特征波进行了自相关计算,计算结果表明 Daubechies 4 (db4) 与癫痫信号的互相关值为最大,所以选择 db4 作为小波基函数。图 1 为 db4 的尺度函数和小波函数。将要分析的 EEG 信号由 16 位的 A/D 采集,采样率为 128 Hz,经过五层分解得到各个子频带,系数 $D_1, D_2, D_3, D_4, D_5, A_5$ 各分量所对应的子频带依次为 $f_s/4 - f_s/2, f_s/8 - f_s/4, f_s/16 - f_s/8, f_s/32 - f_s/16, f_s/64 - f_s/32$ 和 $0 - f_s/64$ 。

发作间歇期癫痫脑电所对应的频带为 4 ~ 32 Hz^[7], 而较低频率成分以慢波的形式出现,在临床上主要考虑的是时限较短的尖波和棘波成分,所以本文重点研究的频带为 8 ~ 32 Hz。该频带分布在子带 1、2 和 3,即研究子带 1、2 和 3 分解信号的特征。

2 癫痫异常脑电波的检测

在多分辨分析中通过阈值的设置进行癫痫异常脑电的检测,由于发作间歇期癫痫脑电在幅度和频率上的变化性,综合考虑原始数据的标准差和不同分解尺度上的小波系数,从而在不同的小波分解尺度上采用自适应阈值检测异常脑电。自适应阈值的计算基于以下两点^[8]: a) 小波分解可以区分不同的频率,所以某个子带的小波系数与一定频率范围的信号均值相关; b) 即使数据是高度自相关的,同一尺度小波系数和不同尺度小波系数之间的相关性都很小。根据小波变换的特点提出一种新颖的自适应阈值计算方法如下:

$$T^a = C \times H_{j,k} / \Delta \psi_j$$
 (1)

其中: $H_{j,k}$ 表示重构小波系数; C 为八通道数据标准差的均值; $\Delta \psi_j = \max \psi_{j,k}(t) - \min \psi_{j,k}(t)$ 。为了提高检测的灵敏度和便于直观地分析检测结果,各个分解层的阈值计算公式为

$$T = (T^a \times 2^j)^2$$
 (2)

例如,在 1、2 和 3 层的阈值分别为

$$T_1 = (T^a \times 2)^2$$
 (3)

$$T_2 = (T^a \times 2^2)^2$$
 (4)

$$T_3 = (T^a \times 2^3)^2$$
 (5)

当 1、2 和 3 层的重构小波系数的平方值大于该尺度上的阈值,就可检测出癫痫异常脑电特征。

本研究使用的数据来自上海长海医院的真实脑电信号,采用 10-20 国际电极放置法,从八个电极 FP₁、FP₂、T₃、T₄、C₃、C₄、O₁、O₂ 记录数据,这八个电极分别表示头皮的额、颞、中央和枕部位,奇数表示左侧,偶数表示右侧。为了验证算法的有效性,选择了三个类型的信号,即含有眼动干扰的脑电波、癫痫尖波和癫痫棘慢波。在记录的数据中,分析分别含有这三种脑电波的数据长度为 3 s,即 384 个数据。

图 2 为采用双极导联方式采集到的八通道脑电信号。从图中可以看到左颞区有单发尖波,并且相对于背景信号其幅度不高。图 3 为进行小波多分辨分析后癫痫尖波在不同尺度上重构细节系数的平方值。图 4 显示癫痫尖波经过阈值处理后在不同尺度上重构细节系数的平方值,通过比较可以清楚地看到,癫痫尖波可以很清楚地被检测出来。

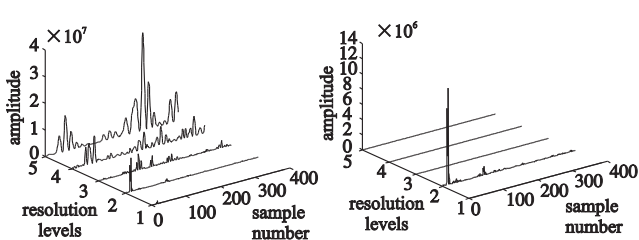
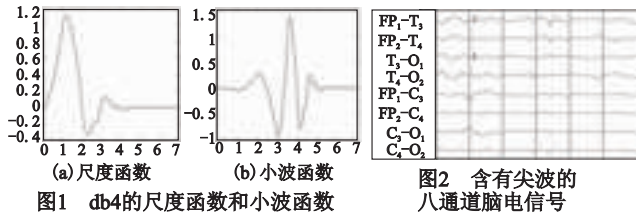


图3 图2中阈值检测前癫痫尖波重构细节系数的平方值 图4 图2中阈值检测后癫痫尖波重构细节系数的平方值

图 5 是采用参考电极导联方式采集到的八通道脑电信号,有阵发性的极高幅的棘慢综合波放电,以双侧颞区明显。图 6

为进行小波多分辨分析后癫痫棘慢复合波在不同尺度上重构细节系数的平方值。图 7 显示癫痫棘慢复合波经过阈值处理后在不同尺度上重构细节系数的平方值。与癫痫尖波情况一样,通过比较可以清楚地看到,癫痫棘慢复合波可以很清楚地被检测出来。

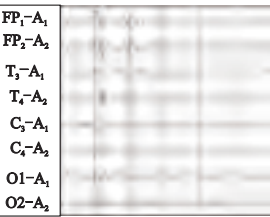


图5 含有棘慢复合波的八通道脑电信号

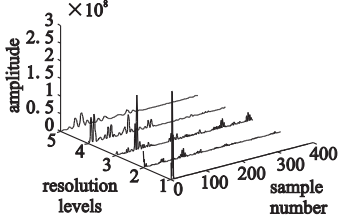


图6 图5中阈值检测前癫痫棘慢复合波重构细节系数的平方值

图 8 给出了以参考电极导联记录的含有眼动干扰的脑电信号,在双额区看到了幅度变化非常明显的波形,负相(向上)电位表示睁眼,正相(向下)电位表示闭眼。睁/闭眼实验是在参考电极导联、双极导联的主要导联组合记录时必须进行的实验,不仅为了激活异常脑电活动,而且可以有助于鉴别和推断异常波等作用。图 9、10 分别为阈值处理前后对信号进行的多分辨分析。通过比较可以看出,眼动干扰信号的频率范围不属于癫痫异常波所分析的频率范围,所以在子带 1、2、3 没有检测出异常幅度的癫痫特征波。

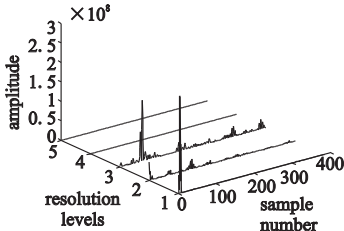


图7 图5中阈值检测后癫痫棘慢复合波重构细节系数的平方值

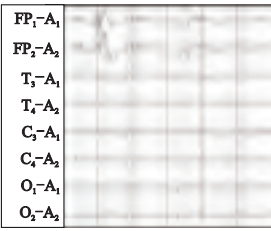


图8 含有眼动干扰的8通道脑电信号

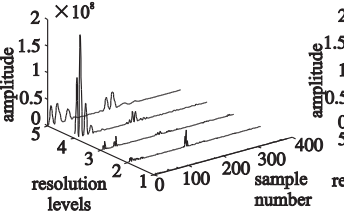


图9 图8中的阈值检测前含有眼动干扰脑电信号重构细节系数的平方值

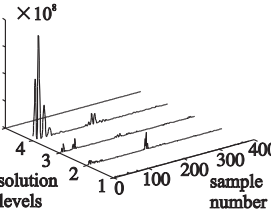


图10 图8中的阈值检测后含有眼动干扰脑电信号重构细节系数的平方值

3 结束语

在脑电癫痫波的自动检测研究中,为了克服时域和频域方法的局限性,采用了在时、频两域都具有表征信号局部特征能力的小波变换的时频分析方法,提出的自适应阈值的检测方法对癫痫尖波、癫痫棘慢波和含有眼动干扰三个类型的脑电信号进行了分析检测。检测结果与有经验的脑电专家的视觉分析结果一致。研究表明,该方法对发作间歇期癫痫脑电的捕捉能力强,并且对较少采样点的脑电癫痫信号具有识别效率高的特点,能够有效地对真实脑电信号癫痫波进行检测,为临床诊断和治疗提供了较多的辅助诊断信息,在脑电信号癫痫异常检测中,有进一步研究的价值。本文采用统计的方法,对一定数量的数据类型进行分析来评价该检测系统的性能。

参考文献:

[1] DINGLE A A, JONES R D, GARROLL G J, et al. A multi-stage system to detect epileptiform activity in the EEG [J]. *IEEE Trans on Biomed Eng*, 1993, 40 (12): 1260-1268.

[2] UNSER M, ALDROUBI A. A review of wavelets in biomedical applications [J]. *Proc of IEEE*, 1996, 84 (4): 626-638.

[3] MUKHOPADHYAY S, RAY G C. A new interpretation of nonlinear energy operator and its efficiency in spike detection [J]. *IEEE Trans on Biomed Eng*, 1998, 45 (2): 180-187.

[4] SARTORETTO F, ERMANI M. Automatic detection of epileptiform activity by single level analysis [J]. *Clin Neurophysiol*, 1999, 110 (2): 239-249.

[5] GALVAGNO G, ERMANI M, RINALDO R, et al. A multiresolution approach to spike detection in EEG [C]//*Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech*. 2000: 3582-3585.

[6] LATKA M, WAS Z. Wavelet analysis of epileptic spikes [J]. *Physical Rev E*, 2003, 67 (5): 1-6.

[7] SUBASI A. Automatic detection of epileptic seizure using dynamic fuzzy neural networks [J]. *Expert Syst Appl*, 2006, 31 (2): 320-328.

[8] INDIRADEVI K P, ELIAS E, SATHIDEVI P S, et al. A multi-level wavelet approach for automatic detection of epileptic spikes in the electroencephalogram [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2008, 38 (7): 805-816.

(上接第 2958 页)

[6] SUNG C S, SONG S H. Integrated service network design for a cross-docking supply chain network [J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2003, 54: 1283-1295.

[7] 李永先, 胡祥熊, 熊英. 物流系统仿真研究综述 [J]. *系统仿真学报*, 2007, 19 (7): 1411-1416.

[8] 鲁建厦, 方荣, 兰秀菊. 国内仿真技术的研究热点——系统仿真学报近期论文综述 [J]. *系统仿真学报*, 2004, 16 (9): 1910-1913.

[9] 王国新, 宁汝新, 王爱民. 仿真优化在制造系统中的应用现状及发展趋势 [J]. *系统仿真学报*, 2008, 20 (1): 1-6.

[10] 王凌, 张亮, 郑大钟. 仿真优化研究进展 [J]. *控制与决策*, 2003, 18 (3): 257-262.

[11] AZADIVAR F. Simulation optimization methodologies [C]//*Proc of*

Winter Simulation Conference. 1999: 93-100.

[12] FU M C, HILL S D. Simulation optimization: a review, new development and application [C]//*Proc of Winter Simulation Conference*. Orlando: IEEE Computer Society, 2005.

[13] TEKIN E, SABUNCUOGLU I. Simulation optimization: a comprehensive review on theory and application [J]. *IIE Transaction*, 2004, 36 (11): 1067-1081.

[14] MYERS R H, KHURI A I, CARTER W H Jr. Response surface methodology [J]. *Technometrics*, 1989, 31 (2): 137-157.

[15] 姚倡锋, 张定华, 彭文利. 一种基于 GA 的多目标模糊决策方法研究 [J]. *系统仿真学报*, 2005, 17 (10): 2341-2344, 2348.

[16] PRESS W H, FLANNERY B P, TEUKOLSKY S A. Numerical recipes in pascal (revised) examples macintosh disk version 1.0 [M]. 1st ed. Cambridge: Cambridge University Press, 1990.