

# 一种基于时频分析的癫痫脑电棘波检测方法

李小兵<sup>1</sup> 初 孟<sup>1</sup> 邱天爽<sup>1\*</sup> 鲍海平<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(大连理工大学电子与信息工程学院, 大连 116024)

<sup>2</sup>(大连医科大学附属第二医院, 大连 116023)

**摘 要:** 脑电癫痫特征波的自动提取对于患者的诊断以及减轻医生的繁重劳动都具有重要的意义。本研究提出了一种基于时频分析的癫痫脑电棘波检测方法。首先通过矩阵的奇异值分解方法得到效果更佳的脑电信号(EEG)的时频分布图, 然后利用时频分布的差异测度方法达到对棘波的检测目的。在对临床癫痫脑电信号的实验中, 该方法取得了较好的结果。

**关键词:** 癫痫脑电; 棘波; 时频分析; 奇异值分解; 差异测度

## A Method of Epileptic EEG Spike Detection Based on Time Frequency Analysis

LI Xiao-Bing<sup>1</sup> CHU Meng<sup>1</sup> QIU Tian Shuang<sup>1\*</sup> BAO Hai Ping<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Department of Electronic Engineering, Dalian University of Technology 116024)

<sup>2</sup>(The Second Affiliated Hospital, Dalian Medical University 116023)

**Abstract:** The automatic spike detection in EEG is significant in both diagnosing illness and alleviating the working load of doctors. This paper proposes a new method based on time frequency analysis to detect spikes automatically. First the singular value decomposition (SVD) was used to get a better time frequency plane, then time frequency divergence measurement was applied to complete spike detection. Applying the method to real epileptic EEG, expected results were obtained.

**Key words:** epileptic EEG; spike; time frequency analysis; singular value decomposition; divergence measurement

中图分类号 R318 文献标识码 A 文章编号 0258-8021(2006)06-0678-05

## 引言

脑电信号(EEG)中包含了大量的生理与疾病信息, 在临床医学方面, EEG 信号处理不仅可以为某些脑疾病提供诊断依据, 而且还可以为某些脑疾病提供有效的治疗手段, 而其在癫痫病的检测方面尤其发挥着重要的作用。癫痫是由大脑神经元异常放电引起的, 癫痫样放电的波形主要有以下几种: 棘波、尖波、棘慢复合波、尖慢复合波以及多棘波群等。在临床 EEG 检查中, 最重要的是识别 EEG 中是否出现棘波和尖波。EEG 的分析主要是对大脑异常活

动的检测分析, 这些工作目前都是由医疗工作者根据经验和通过对患者脑电图的视觉检测完成的。视觉检测有许多不利的因素, 一份 20min ~ 30min 的脑电图记录约长 40m, 有时还有几小时甚至几天的脑电数据, 如此繁重的劳动量会影响 EEG 分析者的判断力和判断结果的正确性。而且不同的专家对同一记录的判断结果也不相同, 因此对异常 EEG 信号的自动检测就显得十分重要。

从二十世纪 60 年代起, 癫痫 EEG 的自动检测技术就受到了注意, 很多学者在这一领域做了大量的研究, 提出了多种自动检测方法。然而由于 EEG

收稿日期: 2005-05-17, 修回日期: 2006-06-16。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60372081, 30570475); 教育部博士点基金资助项目(20050141025)。

\* 通讯作者。E-mail: qutsh@dlut.edu.cn

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

所固有的复杂性以及癫痫样放电在 EEG 上呈现的多态性, 在这一领域还没有取得突破性的进展。目前已提出各种棘波检测的方法, 主要包括: 1) 模板匹配; 2) 非线性滤波(预测判别法); 3) 拟态法; 4) 小波变换; 5) 神经网络; 6) 此外还有包括专家系统、模糊技术、计算 EEG 的相关维数和复杂度等在内的其他方法。以上方法大致可以分为两类, 一类关心的是 EEG 信号的局部特性, 这类方法主要是利用癫痫波的波形特征<sup>[1,2]</sup>; 另一类考虑的是 EEG 的过程特性, 主要研究的是癫痫发作时 EEG 活动的某种过程变化。两类方法侧重的不同, 它们各有优点和局限性。第一类方法基本上是试图量化人的视觉评估过程, 在识别棘波方面有一定的效果, 但却经常产生较高的假阳性; 第二类方法比较适用于研究癫痫脑电的过程变化, 但却不适宜检测棘波。

本研究提出一种基于时频分析的癫痫棘波检测方法, 采用时频分析中的指数分布(CWD)对癫痫 EEG 信号进行分析, 同时使用奇异值分解方法对时频分布进行预处理, 并通过时频分布的差异测度方法对癫痫棘波进行检测和提取。通过仿真实验证实了该方法可以达到比较好的检测效果。

## 1 时频分析的基本原理及时频分析的类型选择

在 EEG 信号的分析 and 处理的实际应用中相继引入了时域、频域等信号分析方法, 但是研究表明, 无论是时域分析方法还是频域分析方法都没有充分考虑到 EEG 信号的非平稳时变特性, 这样所得到的特征参数也就不可能充分反映 EEG 信号中所包含的生理和疾病信息。而随着时频分析的出现, 已有不少学者将时频分析方法引入到 EEG 信号的处理中。时频分析方法充分考虑了信号的非平稳特性, 同时因为是在时频平面上研究信号的时变特性, 因此可以在时间和频率轴上同时具有很好的分辨率。

时频分析的方法有很多, 其中最为经典的是 L. Cohen 在 1966 年提出的一种基于核函数时频分布, 这类时频分布具有时移不变性和频移不变性, 其表示式为

$$C_x(t, f) = \iiint \varphi(\xi, \tau) x\left(u + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi(\eta + t\xi - u\xi)} d\xi d\tau du \quad (1)$$

其中  $\varphi(\xi, \tau)$  称为核函数, 此核函数以时延-频偏为变量, 所以又称为时延/频偏核。本研究在选择合适的时频分布来进行 EEG 信号分析的时候, 希望时频

分布满足交叉项较少和时频分辨率高的性质, 因为交叉项的存在会造成误检, 直接影响到检测的正确率。而时频分辨率的提高会使棘波的定位更加准确。除了以上两点之外, 还要选择满足边界条件的时频分布。在多种时频分布的比较中, Cohen 类双线性时频分布中的 CWD 分布对于棘波的检测有很好的表现, 所以选择 CWD 来对 EEG 信号进行分析。

CWD 是由 Choi-Williams 提出的指数形式的时频分布, 它的核函数表示如下:

$$g(\xi, \tau) = \exp\left\{-\frac{(2\pi\tau\xi)^2}{\sigma}\right\} \quad (2)$$

其中  $\sigma$  是一个压缩交叉项调整自项分辨率的尺度因子。为了获得高的自项分辨率,  $\sigma$  的值应该较大, 另一方面, 为了压缩交叉项,  $\sigma$  应该较小。因此, 对每一个特殊的应用,  $\sigma$  应该进行优化。由于是用计算机辅助处理, 首先要把连续的 CWD 写成离散的形式, 也就是离散指数分布(DCWD), 其定义为<sup>[3]</sup>

$$\text{DCWD}_x(n, l) = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\sigma}{\pi}} \sum_k W_k(k) \left[ \sum_m \frac{W_M(m)}{|k|} e^{-\frac{\sigma m^2}{16k^2}} x(n+m+k) x^*(n+m-k) \right] e^{-\frac{2\pi i l}{k+1} k} \quad (3)$$

同 CWD 相似,  $\sigma$  是尺度因子,  $W_k(k)$  是时间窗,  $W_M(m)$  是频率窗。

## 2 基于时频分析的癫痫棘波检测方法

在本研究提出的基于时频分析的癫痫棘波检测方法中, 首先要对待分析的信号进行预处理, 然后采用时频分析方法对其进行分析, 得到其时频分布图, 再使用奇异值分解和重构方法对时频分布进行处理, 得到效果更佳的时频图, 最后通过时频分布的差异测度方法对癫痫棘波进行检测和提取。

这里结合一段有代表性的部分实验结果, 来说明该方法的有效性。该段信号为含有棘波的癫痫 EEG 信号(含有 1024 点数据), 其时域图如图 1 所示。首先对该信号进行去均值和希尔伯特变换的预

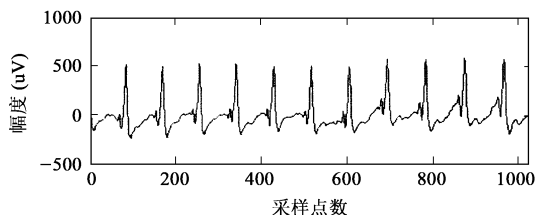


图 1 癫痫原始 EEG 信号

Fig. 1 The epileptic EEG signal

处理,然后对其进行时频分析。选用的时频分布是 CWD,经过一些仿真实验后,确定选取尺度因子  $\sigma=5$ ,窗函数均选取为 Hanning 窗。其时频分析的结果如图 2 所示。

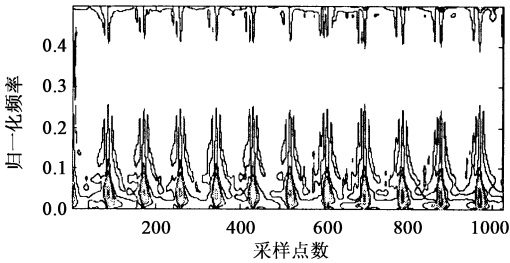


图 2 癫痫原始 EEG 信号的时频分布

Fig. 2 The time frequency distribution of the epileptic EEG signal

得到了如图 2 所示的时频分布后,发现其效果不是很好,其分布图中含有很多由噪声和交叉项而形成的干扰成分,这样会影响下一步的检测工作。而奇异值分解方法可以有效地去除掉这些干扰成分,所以将对表示该时频分布的矩阵  $DCWD(n, l)$  进行奇异值分解和重构的处理,使其达到理想的效果。

奇异值分解的基本原理如下:对于一个  $m \times n$  阶的矩阵  $A$ ,若对其进行奇异值分解,则

$$A = USV^T = \sum_{i=1}^p u_i s_i v_i^T \quad (4)$$

其中,  $U$  和  $V$  分别为  $m \times m$  和  $n \times n$  矩阵,  $u_i, v_i$  分别为矩阵  $U$  和矩阵  $V$  的列向量,  $S$  是  $m \times n$  的对角矩阵,对角线元素为  $s_1, s_2, \dots, s_p, p = \min(m, n)$ ,被称为  $A$  的奇异值。

根据奇异值的重构理论,当奇异值  $s_1$  的贡献率相对于其他奇异值较大且到某界点阈值时,就可以用式(5)来近似  $A$ 。

$$A_{m \times n} \approx A_1 = s_1 u_1 v_1^T \quad (5)$$

其原理也可扩展为:如果  $p$  个奇异值中有  $q$  个绝对占优( $q < p$ ),即  $\sum_{i=1}^q s_i^2 / \sum_{i=1}^p s_i^2 \approx 1$ ,则该信号中的信息主要包含在由  $A = \sum_{i=1}^q u_i s_i v_i^T$  所表示的矩阵之中。

根据上述方法,对表示癫痫 EEG 信号时频分布的矩阵进行奇异值分解。文献[4]中指出,奇异值的大小代表着其相应左右特征列向量的重要性,换句话说就是对应于比较大的奇异值的特征向量则含有更多的隐含在矩阵中的相关信息。在 SVD 分解完后,其前两个奇异值相对于其他奇异值较大,所以根据前面所提到的重构原理以及相应仿真实验结果,

取前两个奇异值及其特征向量对表示时频分布的矩阵按照(6)式进行重构,其结果如图 3 所示。

$$A = \sum_{i=1}^2 u_i s_i v_i^T \quad (6)$$

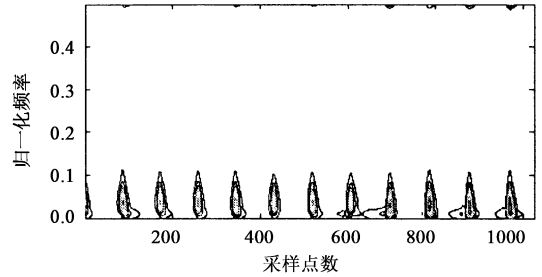


图 3 EEG 信号经过重构后的时频分布

Fig. 3 The reconstructed time frequency distribution

比较图 2 和图 3 的时频分布图可以看出,经过奇异值分解和重构后的时频图的效果有了很大的改善,不再像图 2 那样有那么多的干扰成分,这会为下一步的棘波检测打好基础。

对时频分布处理完后,就可以对棘波进行检测了。在此之前,首先选定一段正常的 EEG 信号(1024 点的数据),然后也对其进行上面的处理,得到一个正常的 EEG 信号时频分布图,最后就可以通过其与癫痫 EEG 信号的时频分布的差异测度进行棘波检测了。正常 EEG 信号的时域图及其改进后的时频分布如图 4(a),图 4(b)所示。

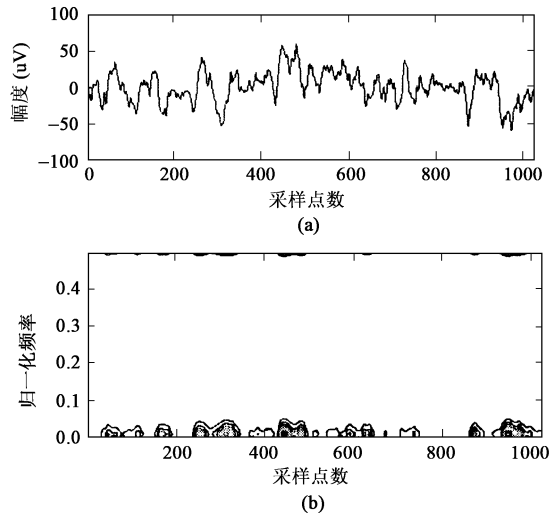


图 4 一段正常的 EEG 信号(a)时域波形;(b)时频分布

Fig. 4 The normal EEG signal (a) the wave in time domain (b) the time frequency distribution

接下来简单介绍一下差异测度方法。在度量一个已知概率分布的不确定内容所包含的信息时,使用的主要工具是熵函数<sup>[5]</sup>。而后,Williams 等人将

信息的度量从概率理论拓展到了时频域中, 他们将时频分布看作是概率密度函数<sup>[6]</sup>。为了使时间-频率分布成为一个 pdf, 需要对其进行合理的归一化, 即

$$C_{norm}(t, f) = \frac{C(t, f)}{\iint C(t, f) dt df} \quad (7)$$

在文献[7]中给出了3种差异度量的方法, 分别为 Kullback-Leibler, Jensen 和 Renyi 方法。Kullback-Leibler 测度定义为

$$D_{KL}(\rho_1, \rho_2) = K(\rho_1, \rho_2) + K(\rho_2, \rho_1) \quad (8)$$

其中,  $\rho_i(n, l)$ ,  $i = 1, 2$  是两个不同信号的归一化时频分布, 且

$$K(\rho_1, \rho_2) = \sum_n \sum_l \rho_1(n, l) \log_2 \frac{\rho_1(n, l)}{\rho_2(n, l)} \quad (9)$$

上面就是时频分布的差异测度方法, 文献[7]中用该方法对婴儿的 EEG 信号进行分析, 但是其只对一段 EEG 信号进行处理, 看看在哪一段时间内有异常出现。本研究将该度量方法用于每一时刻的瞬时谱, 从而达到检测出特征波出现的具体时刻的目的。于是将上面的差异测度公式中的归一化时频分布  $\rho(n, l)$  修改为瞬时谱  $\rho(n)$ , 即

$$\text{Kullback-Leibler: } K(\rho_1, \rho_2) = \sum_n \rho_1(n) \log_2 \frac{\rho_1(n)}{\rho_2(n)} \quad (10)$$

其中,  $\rho_i(n)$ ,  $i = 1, 2$  为时频分布中的瞬时谱。

按照式(10)修改后的差异测度公式进行棘波的检测和提取, 其结果如图5所示。

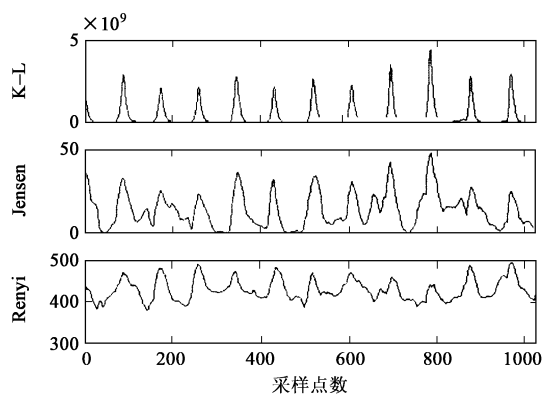


图5 含有棘波的癫痫 EEG 信号的检测结果

Fig. 5 The detection result of the epileptic EEG signal containing spike wave

从图5中的最终检测结果可以看出, Kullback-Leibler 方法的检测效果最好, 而 Jensen 和 Renyi 方法的结果不太理想。所以本文最终选定了 Kullback-

Leibler 差异测度方法进行棘波的检测。

接下来使用以上的方法对另一段含有棘慢波的癫痫 EEG 信号进行检测。在此之前, 还需设定一个阈值来筛选出检测到的棘波, 此阈值的选择应使漏检率尽可能小, 文献[8]中给出了一种阈值选取方法, 即

$$T_{NEO} = C \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) \quad (11)$$

式中  $N$  代表数据点数,  $C$  是一个比例系数, 根据经验选定为一个常数。在本实验中, 选取  $C=0.8$ 。

第二段为含有棘慢波的癫痫 EEG 信号 (1024 点的数据), 其时域波形如图 6(a) 所示, 图 6(b) 为未使用 SVD 方法对时频矩阵进行分解和重构, 而直接使用差异测度进行棘波检测的结果, 图 6(c) 为使用 SVD 方法后最终的检测结果。对比图 6(b) 和图 6(c) 可见, 未经过 SVD 处理其被检测波形的特征不是很好, 容易产生比较多的误检波, 而使用 SVD 后其被检测波形的特征得到明显改善。

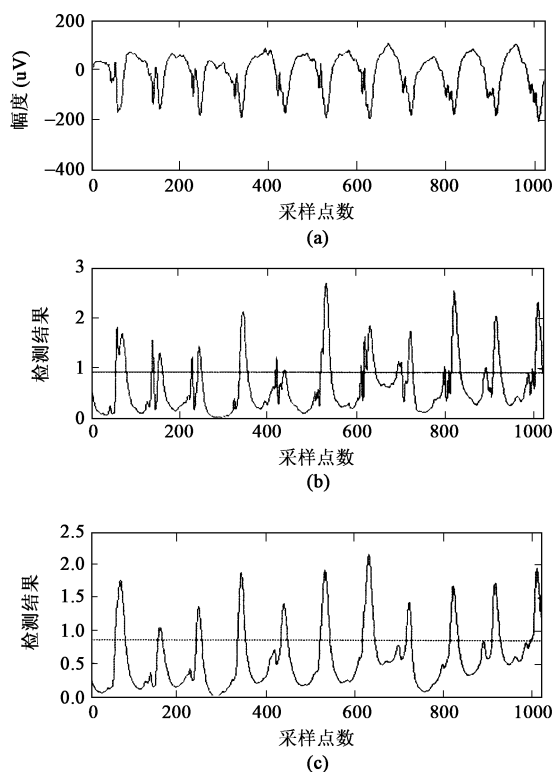


图6 检测结果。(a) 含有棘慢波的癫痫 EEG 信号; (b) 未使用 SVD 处理的检测结果; (c) 使用 SVD 处理后的检测结果

Fig. 6 The detection result (a) the epileptic EEG signal containing spike slow wave; (b) detection result without SVD; (c) detection result with SVD

从图 6(c) 的最终检测结果可以看出, 该方法对

于棘慢波癫痫信号特征波的提取也是有效的,通过选取合适的阈值就可以将其中的特征波检测出来。从上面两段癫痫 EEG 信号的实验中可见本研究提出的方法对癫痫 EEG 信号棘波提取的效果还是比较好的。

3 实验结果

使用本研究提出的基于时频分析的癫痫棘波检测方法对临床癫痫 EEG 数据进行了棘波自动检测的实验。本实验所选用数据的来源是北京天坛医院,数据测量的电极按 10-20 国际标准放置,数据的采样率为 256Hz。实验中总共选用了 5 个病例,其中 1 例为正常 EEG 信号,2 例为含有棘波的癫痫 EEG 信号,另 2 例为含有棘慢波的癫痫 EEG 信号。

用于本实验的数据由脑电专家进行识别,确认其中含有 557 个棘波。通过使用本研究提出的方法对其进行检测,结果检测出 591 个波形(其中有 543 个棘波,48 个非棘波),而如果未使用 SVD 处理,则检测出 752 个波形(其中有 537 个棘波,215 个非棘波)。对于某一棘波检测方法的检测结果好坏的评定,大多数都采用了灵敏度、正确率、漏检率和误检率来衡量。其中,灵敏度为检测出的棘波数与实际棘波总数之比;正确率为检测出的棘波数与检测出的波形总数之比;漏检率为漏检的棘波数与实际棘波总数之比;误检率为检出的非棘波数与检测出的波形总数之比。

本研究基于时频分析的棘波检测方法的最终实验检测结果,见表 1。

表 1 棘波检测结果

Tab. 1 The detection result

	正确率	灵敏度	漏检率	误检率
未使用 SVD	71.41%	96.41%	3.59%	28.59%
使用 SVD	91.88%	97.49%	2.51%	8.12%

从表 1 的检测结果中可看出,如果未使用 SVD 处理,则其有较高的误检率,从而影响了棘波检测的正确率,而通过 SVD 预处理后,其正确率达到了

90%以上,而且漏检率也较低,可见该方法还是比较有效的。其中误检率相对较高,其主要原因是在阈值选取的时候有些偏低,这主要是为了防止漏检掉过多的棘波。

4 结论

本研究提出了一种基于时频分析的癫痫棘波的检测方法。该方法将时频分析和奇异值分解技术相结合,并通过时频分布的差异测度法达到对特征波的检测和提取的目的。在对真实的癫痫 EEG 信号的实验中,该方法取得了较好的结果,所以该方法有着良好的应用前景。

参考文献

[ 1 ] Gevins AS. Analysis of the electromagnetic signal of the human brain: milestone, obstacle and goals[ J ]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1984, 31(12): 833—850.

[ 2 ] Carie JRG. A technique for analysis transient EEG abnormalities[ J ]. Electroenceph Clin Neurophysiol, 1972, 32(2): 199—201.

[ 3 ] 宦飞, 王志中, 郑崇勋. 基于时频分析检测 EEG 中癫痫样棘/尖波的方法[ J ]. 生物物理学报, 2000, 16(3): 539—546.

[ 4 ] Hassanpour H, Mesbah M, Boashash B. Enhanced time-frequency features for neonatal EEG seizure detection[ J ]. Circuits and Systems, 2003, 5: 29—32.

[ 5 ] Aviyente S. Divergence measures for time frequency distributions[ J ]. Signal Processing and Its Applications, 2003, 1: 121—124.

[ 6 ] Williams WJ, Brown M, Hero A. Uncertainty, information and time-frequency distributions[ J ]. Advanced Signal Processing Algorithms, 1991, 1556: 144—156.

[ 7 ] Zarjam B, Azemi G, Mesbah M. Detection of newborns' EEG seizure using time frequency divergence measures[ J ]. Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2004, 5: 29—32.

[ 8 ] Mukhopadhyay S, Ray GC. A new interpretation of nonlinear energy operator and its efficacy in spike detection[ J ]. IEEE Trans Biomed Eng, 1998, 45(2): 180—187.

[ 9 ] Grouage D, Bennink D. Feature sets for nonstationary signals derived from moments of the singular value decomposition of Cohen-Posch (positive time frequency) distributions[ J ]. Signal Processing, Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1999, 48(5): 1498—1503.