

基于分形理论的麻醉监测诱发脑电信号识别方法研究

张烈平¹, 莫 玮²

(1 桂林理工大学 机械与控制工程学院, 广西 桂林 541004; 2 工业和信息化部, 北京 100804)

摘 要: 提出了一种基于分形理论的麻醉监测诱发脑电信号识别方法. 首先给出了麻醉监测中潜伏期听觉诱发脑电信号的数学模型, 产生与实际信号相符的模拟脑电信号, 然后对脑电信号进行小波降噪, 提取降噪后脑电信号的关联维数, 最后通过关联维数的大小识别麻醉状态下中潜伏期听觉诱发脑电信号的类型. 实验仿真结果表明: 提出的识别方法具有较高的识别率.

关键词: 分形理论; 关联维数; 小波变换; 中潜伏期诱发脑电; 麻醉监测; 信号识别

中图分类号: TP39

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)02-0149-03

Research on the Method of Identification Evoked Potential Signal During Anesthesia Monitoring Based on Fractal Theory

ZHANG Lie-ping¹, MO Wei²

(1 College of Mechanical and Control Engineering, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China;

2 Ministry of Industry and Information Technology, Beijing 100804, China)

Abstract: A identification method based on fractal theory was proposed. First, the simulation model of mid-latency auditory evoked potentials (MLAEP) signal is gave out and the simulation MLAEP signal which is according with reality during anesthesia monitoring is built up. Then, the noise in evoked potential signal is denoised through the wavelet transform method and the correlation dimensions are computed. Finally, according to the correlation dimension, the signal type is identified for evoked potential signal during anesthesia monitoring. The experimental simulation results show that the proposed method has higher identification rate for MLAEP during anesthesia states.

Key words: fractal theory; correlation dimension; wavelet transform; MLAEP; anesthesia monitoring; signal identification

1 引言

对麻醉深度的有效监测一直是麻醉学家和生物医学工程专家的追求目标. 其中麻醉状态下诱发脑电的监控在临床中有重要意义^[1]. 听觉是病人在手术中接受事件的最重要通道, 故依靠听觉刺激产生的听觉诱发脑电可以作为麻醉深度判断的依据, 其中中潜伏期诱发脑电 (Mid-Latency Auditory Evoked Potentials, MLAEP) 在清醒的状态下个体间及个体本身差异很小, 且与大多数麻醉药作用呈剂

量相关的变化. 因此, MLAEP 可以作为麻醉深度的判断依据^[2].

分形是一种优于传统研究方法, 用于描述自然界不规则形状和事物规律的有效工具, 它通过从大到小不同尺度的变换, 在越来越小的尺度上观察到越来越丰富的细节, 可以用来刻画对象的不规则性和自相似性. 研究表明, 诱发脑电具有分形特征, 分形维数能够反映诱发脑电信号的不规则性和不平稳性^[3-4]. 鉴此, 文中提出了基于分形理论实现麻醉监测诱发脑电信号分类的方法.

2 分形理论

描述分形的特征量是分形维数,关于分形维数有多种不同的定义,由于采集到的数据信号是单一的时间数据序列,因此,采用关联维数来分析是一种简单有效的方法.

设有一时间序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 根据 G-P 算法^[5], 对其重构嵌入维数为 m 的相空间为:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(m-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \cdots & x_{2+(m-1)\tau} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{N_m-1} & x_{N_m-1+\tau} & \cdots & x_{N-1} \\ x_{N_m} & x_{N_m-\tau} & \cdots & x_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, N 为时间序列信号的数据个数, $N_m = N - (m-1)\tau$ 为重构相空间后的相量个数, τ 为固定时间间隔, 为采样时间间隔 Δt 的整数倍.

取任意数 r , 当 r 值在一定范围内时定义关联积分函数 $C(r)$, 它反映在重构 N_m 维相空间之中, 两点之间距离小于 r 的点在所以点对中所占的比例.

$$C(r) = \frac{1}{N_m(N_m-1)} \sum_{i=1}^{N_m} \sum_{j=1}^{N_m} H(r - d_{ij}) \quad (2)$$

($i \neq j$)

其中, d_{ij} 为从 N_m 个相量中任意 X_i, X_j 两点间的距离, H 为 Heaviside 函数, 即

$$H(r - d_{ij}) = \begin{cases} 1, & \text{当 } r \geq d_{ij} \text{ 时} \\ 0, & \text{当 } r < d_{ij} \text{ 时} \end{cases} \quad (3)$$

当 r 在一定范围时, 关联积分函数有:

$$\lim_{r \rightarrow 0} C(r) = r^D \quad (4)$$

定义关联维数

$$D = \lim_{r \rightarrow 0} [\ln C(r) / \ln(r)] \quad (5)$$

若关联维数 D 随着相空间维数的升高趋向极限, 则此极限值为空间的关联维数. 在实际求取关联维数 D 时, 作出 $C(r)$ 和 r 的双对数曲线, 然后用最小二乘法拟合曲线上中间直线段数据点对, 所求的拟合直线的斜率即为关联维数 D 的估计值, 逐渐增加 m , 极限值 D 也增加并稳定于某一有限值, 当 D 随着嵌入维数 m 的增加收敛到一常数值时, 收敛值即为所求的关联维数值, 若关联维数没有严格地趋向某一极限, 则采取比较不同相空间的关联维数, 选择其趋于稳定的最大者或相邻空间关联维数之差满足一定精度者作为其关联维数值.

3 麻醉监测诱发脑电信号的分形识别方法仿真研究

3.1 麻醉监测诱发脑电信号数学模型

麻醉深度的浅麻醉状态和深麻醉状态下的中潜伏期听觉诱发脑电信号可以用式(6)所示的模型来表征^[6].

$$x(n) = 100 \cdot d^n \cdot \sin(2\pi fn + \phi) \quad (6)$$

$n = 0, 1, \dots, 199$

其中 n 表示采样点, 在 100ms 的时间里 200 个采样点. 在浅麻醉的时候: $d = 0.995, f = 0.0114, \phi = -0.001$; 在深度麻醉的时候: $d = 0.9815, f = 0.00854, \phi = -2.02$. 显然, 这是幅度及周期都在变化的非平稳信号, 随着麻醉深度的加深, 中潜伏期听觉诱发脑电信号波峰的潜伏期变长, 幅值变小. 因此, 假设数据与实际情况是相吻合的, 可以利用其来作为中潜伏期听觉诱发脑电进行麻醉监测的研究数据.

实际中, 用普通的脑电图仪所检测到的是脑电波, 脑电波中包含着自发脑电和诱发脑电, 诱发脑电通常是淹没在很强的背景噪声中(主要是自发脑电), 信噪比只有 0 ~ -10dB, 而且诱发脑电是由一组脑电记录经过平均或别的方法得到的, 所以为了模拟实际情况, 给每组诱发脑电加入信噪比可以任意改变的高斯白噪声, 将诱发脑电淹没在噪声中, 形成与实际信号相近的模拟脑电信号^[7-8].

3.2 麻醉监测诱发脑电信号的小波降噪

小波变换是信号的时间-频率分析方法, 在时频两域都有表征信号局部化的能力, 适用于在强背景噪声环境中提取弱信号和非平稳信号, 文中采取小波进行麻醉监测诱发脑电信号的降噪. 在式(6)所述的麻醉监测诱发脑电信号加入信噪比可以任意改变的高斯白噪声, 形成与实际信号相近的模拟脑电信号, 图 1 是浅麻醉状态下加入信噪比为 -6dB 的高斯白噪声后的 MLAEP 模拟信号. 图 2 中的实线是将实际检测的 MLAEP 信号的模拟信号用 Daubechies 小波中的 db20 分解到 5 个尺度, 采用启发式软阈值降噪处理提取的 MLAEP 信号.

可以看出, 利用小波变换则有效地提取出了中潜伏期听觉诱发脑电信号. 值得说明的是, 虽然模拟中潜伏期听觉诱发脑电信号与重构后的信号有些地方误差比较大, 但波形大致相同, 波峰和波谷的出现时间基本一致, 在容许的误差范围内, 这也是符合在临床应用中并不需要完全恢复中潜伏期听觉诱发脑

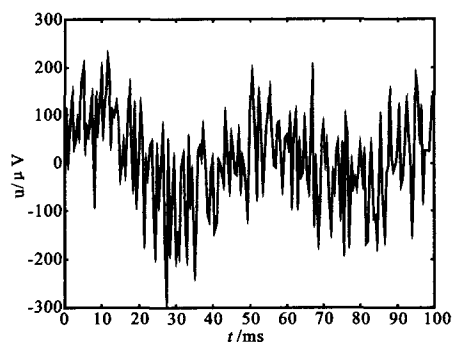


图1 浅麻醉状态下信噪比为-6dB的 MLAEP 模拟信号

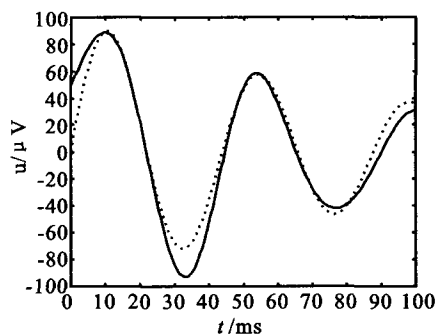


图2 MLAEP 信号的小波变换降噪

电信号的原始,而只是需要监测中潜伏期听觉诱发脑电信号的主要特征的现代医学特征提取要求.

3.3 麻醉监测诱发脑电信号的关联维数计算

用式(6)产生2组信号分别代表深度麻醉和浅度麻醉下中潜伏期听觉诱发脑电信号,假设这两组信号是在同一个体在不同麻醉状态下检测所得到的.在这两组信号中分别加入信噪比为-6dB的高斯白噪声,经小波降噪后,采取前面所叙述的关联维数计算方法计算其关联维数,图3和图4是不同麻醉状态下中潜伏期听觉诱发脑电信号经降噪后求得的双对数坐标,对其无标度区间进行最小二乘拟合,计算其关联维数分别是浅麻醉状态下 $D = 1.2404$,深麻醉状态下 $D = 1.0352$.可以看出,深浅麻醉两种状态下的中潜伏期听觉诱发脑电信号的关联维数是不同的,具有明显的可分性,关联维数可以表征不同的麻醉状态.

4 仿真结果与分析

为验证文中提出的方法的有效性,用式(6)产生20组信号,分别代表深度麻醉和浅度麻醉下中潜伏期听觉诱发脑电信号,每一种状态下各有10组信号,假设这些信号是在相同的状态下,分别检测10个不同的个体所得到的,在小波降噪后再求取其关联维数.

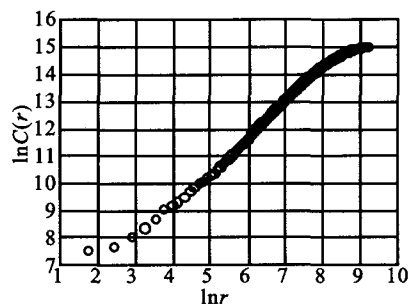


图3 浅麻醉状态下 MLAEP 信号的双对数坐标

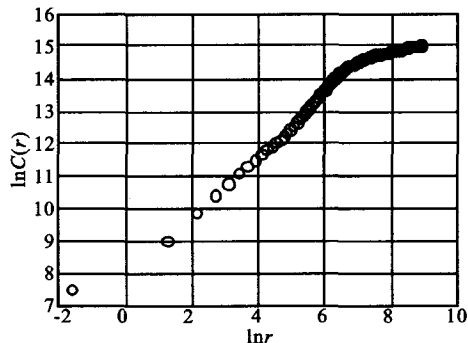


图4 深麻醉状态下 MLAEP 信号的双对数坐标

可以看出,MLAEP的关联维数与麻醉状态具有一致的变化规律,浅麻醉状态下 MLAEP 的关联维数总体上较大,而深麻醉状态下 MLAEP 的关联维数总体上较小,MLAEP 的关联维数能够表征不同的麻醉状态,其识别率达到95%.而有效地实现信号的重构是准确提取信号关联维数的重要前提之一.

5 结束语

文中提出了用分形理论来实现不同麻醉状态 MLAEP 的识别方法,并取得了一些有益的结果,提取的不同麻醉状态下 MLAEP 的关联维数反映了不同麻醉状态下中潜伏期听觉诱发脑电信号,可以作为区分不同麻醉状态的中潜伏期听觉诱发脑电信号特征参数.提出的方法具有算法简单,计算复杂度低,容易实现,分类准确性较高等特点,更有利于麻醉状态的实时监测,具有一定的理论研究意义和实际应用价值.

参考文献:

- [1] Abinash Nayak, Rob J Roy. Anesthesia control using mid-latency auditory evoked potentials[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 1998, 45(4): 409-421.
- [2] 张军. 中潜伏期听觉诱发电位在麻醉深度监测中的应用[J]. 国外医学:麻醉学与复苏, 2000, 21(4): 203-204.

(下转第155页)

- tent - addressable network [C]// Proc. ACM Sigcomm USA: San Diego, 2001.
- [2] Zhao B Y, ubiatowicz J K, Joseph A. Tapestry: an infrastructure for fault - tolerant wide - area location and routing [R]. University of California at Berkeley, Computer Science Department: Technical Report UCB/CSD - 01 - 1141, 2001.
- [3] 廖祝华, 刘建勋, 易爱平. 基于用户兴趣的 Web 服务发现[J]. 微电子学与计算机, 2006, 23(21): 23 - 25.
- [4] Verma K, Sivashanmugam K, Sheth A, et al. Meteor - s Wsdi: a scalable infrastructure of registries for semantic publication and discovery of Web Services[J]. Special Issue on Universal Global Integration, 2005, 6(1): 7 - 39.
- [5] Serge Abiteboul, Ioana Manolescu, Nicoleta Preda. Construction and querying peer - to - peer warehouses of XML resources[C]// icde: 21st International Conference on Data Engineering (ICDE'05). Japan: Tokyo, 2005: 1122 - 1123.
- [6] Nizamuddin Channa, Shanping Li, Wei Shi, et al. A CAN-Based P2P infrastructure for semantic web services publishing and discovery[C]// The First IEEE and IFIP International Conference in Central. Asia, 2005: 26 - 28.
- [7] 袁冠, 夏士雄, 张磊, 等. 基于兴趣度的 Web 用户聚类方法[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(9): 112 - 114.

作者简介:

李娟 女, (1971 -), 讲师. 研究方向为分布式系统、P2P 网络.

明德廷 男, (1972 -), 讲师. 研究方向为计算机网络与安全、Web services 数据挖掘.

邱晓红 男, (1967 -), 教授. 研究方向为网络与信息安全、计算复杂性理论.

(上接第 151 页)

- [3] 张守娟, 周詮. 基于加权小波分形的卫星遥感图像飞机类型识别[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(6): 1703 - 175.
- [4] 王庆华, 张兴彪, 张洪朋, 等. 分形理论在液压泵故障诊断中的应用[J]. 大连海事大学学报, 2004, 30(2): 40 - 43.
- [5] 叶菲, 罗景青, 海磊. 基于分形维数的雷达信号脉内调制方式识别[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(15): 155 - 157.
- [6] 陈冬冰, 吴平东, 毕路拯, 等. EEG 非线性特征参数的研究[J]. 北京生物医学工程, 2006, 25(6): 611 - 614.
- [7] Grassberger P, Procaccia I. Characterization of strange attractor[J]. Phys Rev Lett, 1983, 50(5): 346 - 349.
- [8] Maria Hansson, Tomas Gansler, Goran Salomonsson. A system for tracking changes in the mid-latency evoked potentials during anesthesia [J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 1998, 45(3): 323 - 334.

作者简介:

张烈平 男, (1971 -), 博士研究生, 副教授. 研究方向为计算机应用技术.

莫玮 男, (1956 -), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为信号与信息处理、自动测试技术与系统.