

麻醉监测脑电分析的研究

莫 玮, 梁选勤, 丁宣浩

(桂林电子工业学院, 广西桂林 541004)

摘 要: 采用自适应傅立叶估计的方法对麻醉的脑电特征进行自动监测和分析, 以傅立叶系数表示和跟踪诱发脑电信号的特征, 并用神经网络分类器对特征进行分类, 从而估计出麻醉深度. 仿真结果表明了该方法的有效性.

关键词: 脑电分析; 麻醉深度; 傅立叶估计; 神经网络

中图分类号: TH776 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2001) 12A-1920-03

Study of EEG Analysis During Anesthesia Monitoring with Adaptive Fourier Estimation

MO Wei, LIANG Xuan-qin, DING Xuan-hao

(Guilin Institute of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China)

Abstract: An adaptive Fourier estimation for automatic monitoring and analysis of EEG signal characters during anesthesia is described. The characteristic of evoked potential signals can be represented and traced with the Fourier coefficients, and the coefficients are classified with a neural network for estimating anesthetic depth. Computer simulation results show the validity of the method.

Key words: EEG analysis; anesthetic depth; Fourier estimation; neural network

1 引言

麻醉深度的自动监测和实时控制是现代临床医学中急需解决的重要课题. 目前, 采用的呼吸循环麻醉监控系统, 仅是间接根据病人的血压、体温、表皮的颜色、肌内反应、瞳孔尺寸等参数来确定麻醉的用量, 已经不能适应现代多种麻醉药和麻醉方法. 在手术过程中, 时有麻醉不当的事故, 造成病人生理上的痛苦或神经系统的损伤^[1]. 近 30 年来, 随着计算机和信号处理技术的发展, 对人体生理信号的提取水平和分析设备技术的提高, 促进了麻醉监测生理信号研究的开展, 以期找出估计麻醉深度的可靠的客观指标. 如提取诱发脑电信号在时域上波峰(谷)的位置和幅度, 估计其平均延迟或潜伏期, 自发脑电信号的谱分析, 建立参数估计模型作特征提取以及小波特征分析等^[2]. 由于麻醉程度反映为各生理信号的特征特别是单一信号的特征不明显, 脑电信号内在因素的复杂性, 尚难以获得较为准确的量化指标, 辨识率和估计准确率都不高, 该领域的研究和探讨仍有待于进一步发展.

本文分析了麻醉监测中诱发脑电的特征, 引入自适应傅立叶估计的方法对麻醉深度的特征进行自动监测, 并用 BP 神经网络分类器对特征进行分类, 对麻醉深度估计作了有益的探讨和尝试.

2 麻醉深度与中潜伏期听觉诱发脑电

麻醉对人的意识、感觉神经系统都有影响, 中枢神经系统

的电活动会随着麻醉深度的变化而变化. 诱发脑电就是给人体的感觉器官施以某种刺激后, 可以记录到外周神经系统与中枢神经系统在传递信息的过程中产生的微小电压变化. 诱发脑电主要有听觉诱发脑电, 视觉诱发脑电和体感诱发脑电. 在实际中, 脑电图仪所测量到的脑电信号, 包括自发脑电 (Electroencephalograph, EEG) 和诱发脑电 (Evoked Potentials, EP). 诱发脑电通常被淹没在自发脑电中的, 信噪比只有 0dB ~ -10dB^[2].

听觉诱发脑电按时间分为脑干听觉诱发脑电 (Brain Stem Auditory Evoked Potential, BAEP); 中潜伏期诱发脑电 (Mid-latency Auditory Evoked Potential, MLAEP); 晚潜伏期诱发脑电 (Long-latency Auditory Evoked Potential, LLAEP). 听觉信息在手术中较容易被病人接受, 是病人在术中接受事件的最重要通道. 由临床实验可以知道, BAEP 幅值较小, 一般在 μV 量级上, 受麻醉药的影响较小, 在麻醉前后基本保持稳定; LLAEP 的频率较小, 幅值一般在 μV 量级, 即使在清醒时, 都显示出了很大的个体差异; 所以, BAEP 和 LLAEP 都不适合作为评估麻醉深度依据. 而 MLAEP 在清醒的状态下个体差异很小, 而且在手术过程中, 对于大多数麻醉药作用下呈剂量相关性的变化, 与手术刺激有相关性变化, 与术中认知功能和对麻醉中事件的记忆有关^[2-4]. 因此, MLAEP 可作为麻醉深度判断的客观标准.

中潜伏期听觉诱发脑电是大约在 10ms 到 100ms 之间波形,通常被认为代表最初的皮层活动,正波通常用 P0, Pa, Pb, P1 表示,负波用 NO, Na, Nb, N1 表示,频率范围在 30Hz ~ 150Hz 之间变化,幅值在 1μv ~ 10μv 之间.图 1 是一个中潜伏期诱发脑电的波形.

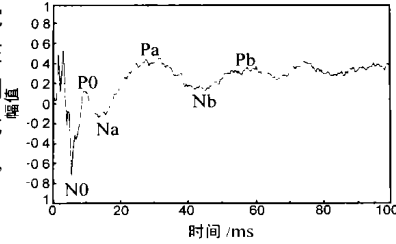


图 1 中潜伏期听觉诱发脑电波形

3 自适应傅立叶系数作为麻醉深度的特征

没有噪声的诱发脑电信号 EP 可以近似认为是一个周期信号.

$$s(n+N) = s(n) \quad (1)$$

这种信号可以用离散的傅立叶序列来表示^[5]

$$s(n) = \sum_{r=1}^{N/2-1} [a_r \sin(2\pi r n / N) + b_r \cos(2\pi r n / N)] \quad (2)$$

麻醉过程中,随着麻醉药剂量的变化诱发脑电会发生变化,傅立叶系数也会随之变化,我们将傅立叶系数作为反映麻醉深度的一种特征映射.信号提取时,采用自适应快速算法,构成傅立叶线性组合估计器,傅立叶的系数就可以随时跟踪诱发脑电的变化,如图 2 所示.

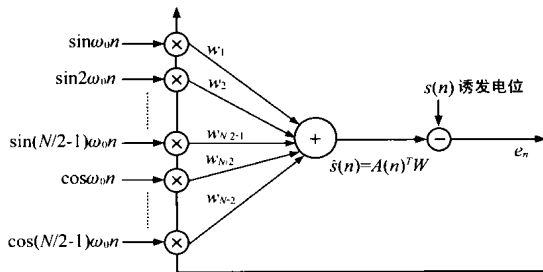


图 2 自适应傅立叶线性组合估计器

根据 LMS 算法,选择适当的权值,使式(3)成立.

$$\frac{\partial}{\partial w_i} E[(s(n) - \hat{s}(n))^2] = 0 \quad (3)$$

在实际中用脑电图仪可以测量到的脑电信号包括诱发脑电和自发脑电等生物电信号,作为参考信号的诱发脑电信号 $s(n)$ 是淹没在自发脑电中不可知的,必须选择一个已知的信号作为参考信号.式(4)显然成立,由式(1)可证明出式(5).

$$E[(x_i(n) - \hat{s}(n))^2] = E[(s(n) - \hat{s}(n))^2] + \sum_{n_i} \quad (4)$$

$$\frac{\partial}{\partial w_i} E[(s(n) - \hat{s}(n))^2] = \frac{\partial}{\partial w_i} E[(x_i(n) - \hat{s}(n))^2] \quad (5)$$

从式(5)可知,用诱发脑电 $s(n)$ 作参考信号和用观察到的脑电记录 $x_i(n)$ 作参考信号,对自适应调整 w_i 的结果是一样的,当 w_i 的变化使 $E[(s(n) - \hat{s}(n))^2]$ 最小,同时也会使 $E[(x_i(n) - \hat{s}(n))^2]$ 最小.

信号用离散傅立叶序列表示后,傅立叶序列的系数 w 有 $N - 2$ 个,系数过多,使自适应收敛速度缓慢,而且达不到实时

反映和提取特征的目的,不利于对诱发脑电进行更进一步的处理和研究.通常采用截尾近似,只用 $2M$ 个系数, M 即为傅立叶线性组合估计器的阶数.参考信号 $x_i(n)$ 包含有高频噪声,而诱发脑电 $s(n)$ 是个带限信号,因此,截尾近似可以减少估计误差.

$$\begin{aligned} &= \lim_n E[(s - \hat{s})^2] \\ &= \lim_n E[(s - s_n + s_n - \hat{s}_n + \hat{s}_n - \hat{s})^2] \\ &= \lim_n E[(s_n - \hat{s}_n)^2] + \lim_n E[(\hat{s}_n - \hat{s})^2] \\ &= f(M) + \end{aligned} \quad (6)$$

式中, σ^2 表示估计的均方误差, s 表示真正的诱发脑电, s_n 表示用 $N/2 - 1$ 阶傅立叶级数表示 s 的最佳近似, \hat{s}_n 可以非常接近 s , \hat{s}_n 表示用 $2M$ 阶傅立叶级数表示 s 的最佳近似. $f(M)$ 为用 $2M$ 阶傅立叶级数近似产生的均方误差,即截尾误差. σ^2 表示用 M 阶近似时,自适应调整产生的误差.可以求出 $f(M)$ 和 σ^2 ,如式(7)和(8)所示:

$$f(M) = \lim_k E[(s_k - \hat{s}_k)^2] = \sum_{r=M+1}^{N/2-1} \frac{1}{2} (a_r^2 + b_r^2) \quad (7)$$

$$K_v(0) M \quad (8)$$

其中, $K_v(0) = E[v_k^2]$.由式(7),(8)可以看出,当 M 增大时,虽然截尾误差 $f(M)$ 变小,但是自适应调整误差 σ^2 却变大了,所以必须选择合适的阶数使得估计均方误差最小.

在自适应傅立叶估计达到平衡后,其输出波形 \hat{s} 与诱发脑电信号 s 基本一致.只要知道傅立叶序列的系数,就可以把诱发脑电表示出来,诱发脑电的变化可以反映为系数的变化.实验证明在诱发脑电发生突变时,自适应傅立叶估计器能够在大约 20 次记录之内迅速跟踪到信号的变化,这也为临床上实时监测由于麻醉剂用量的变化而引起的诱发脑电信号突变提供了一个有力的工具.

4 基于自适应傅立叶估计的麻醉深度聚类系统

实现麻醉深度的自动监测,还须对提取出来的特征进行聚类,以得到听觉诱发脑电所对应的麻醉深度.本实验利用神经网络能在模式识别空间内形成各种复杂的判决表面的非线性类聚性能,对输入模式信息的不完备或特征的缺损不太敏感及自适应学习能力,结合实时傅立叶估计,采用神经网络对麻醉程度进行分类.

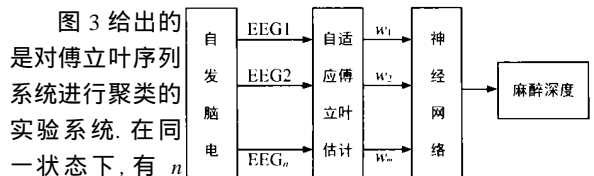


图 3 麻醉深度聚类系统框图

后,得到傅立叶序列的 m 个系数作为与麻醉深度有关的特征.把提取出来的特征作为神经网络的输入向量,神经网络的输出是预测的麻醉深度,分别以“0”表示浅麻醉,“1”表示深麻醉.该系统中,采用 BP 神经网络并以 8 - 3 - 1 型效果最好,实际上,随着其他更多特征参量的引入(如血压、心率、体温等),

可以设计多输出的类聚系统.

5 仿真结果及结论

产生 22 组信号分别代表深麻醉和浅麻醉下的中潜伏期听觉诱发脑电,每一种情况各有 11 组信号,假设这些信号是在相同的麻醉状态下,监测 11 个不同病人所得到的,如图 4 所示.假设的数据与实际情况下中潜伏期听觉诱发脑电是相吻合的,并且在有关文章中,也是使用这组数据进行有关利用中潜伏期听觉诱发脑电进行麻醉监测的研究.这些信号可用下式表示:

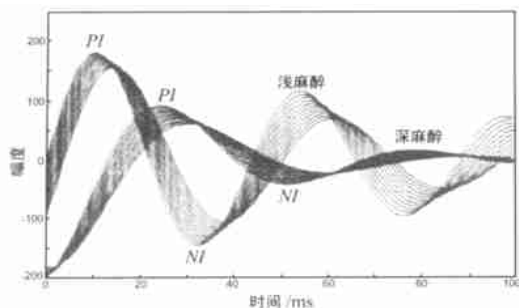


图 4 深麻醉和浅麻醉状态下的两组诱发脑电

$$x(n) = 100 \cdot d^n \cdot \sin(2\pi fn + \phi), n = 0 \dots 199 \quad (9)$$

其中 n 表示采样点,在 100ms 的时间里 有 200 个采样点.在浅麻醉的时候 $d=0.995, f=0.0114, \phi=-0.001$;当 $d=0.9815, f=0.0085, \phi=-2.02$ 时,表示到了深麻醉状态.

为每个诱发脑电信号产生 500 组白噪声,把诱发脑电信号淹没到白噪声中,形成实际测量到的脑电信号.信噪比在 -3.4868dB 到 -5.8396dB 之间,使用这些数据对麻醉深度聚类系统进行检验.图 5 和图 6 分别是在自适应傅立叶估计器的阶数为 5 时,深麻醉和浅麻醉的诱发脑电和自适应傅立叶输出的关系.从实验结果可以看出,自适应傅立叶估计的输出 s 是诱发脑电信号的最佳估计,诱发脑电与自适应傅立叶输出基本一致,傅立叶序列的系数能够把诱发脑电表示出来,即可以作为诱发脑电的特征向量.

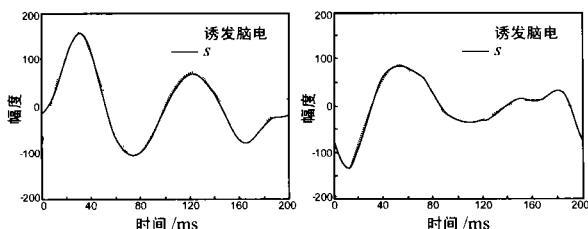


图 5 深麻醉状态

图 6 浅麻醉状态

取出 22 组特征向量中的一组,其余各组特征向量作为神经网络的输入.训练完成后,用被抽取出来的向量对该麻醉深度聚类系统进行测试,看该聚类系统能否对其进行正确的聚类.然后,再取出另外一个的特征向量,其余特征向量都参加神经网络的训练,在系统训练完成之后,在用这个被抽取出来的向量进行对系统进行检验;如此循环,直到把每一个特征向量都测试完为止.计算能够正确分类的特征向量数与特征向量总数的比值作为系统的准确率.按照方法这种办法测试,最后得到在这组仿真数据中,系统可准确估计麻醉深度.

采用自适应傅立叶估计的方法对中潜伏期诱发脑电进行麻醉深度特征的自动监测,并利用神经网络分类器对特征进行分类的麻醉深度聚类系统预测速度快,所需要的脑电记录少,不需要人为干预,是实时自动监测麻醉深度的一个途径.

参考文献:

- [1] 吕国义,等.临床麻醉学[M].天津:天津科学技术出版社,1995.
- [2] 杨福生,等编.生物医学信号处理[M].北京:高等教育出版社,1995.
- [3] 张海波,等.诱发脑电与麻醉深度[J].《国外医学》麻醉学与复苏分册.1993,14(2):68-69.
- [4] Dierk Schwender, et al. Midlatency auditory evoked potentials predict movements during anesthesia with isoflurane or propofol [J]. Anesth Analg. 1997, 85:164-173.
- [5] C A Vaz, I N Bankman, N V Thakor. Evoked potential estimation using a Fourier series model [A]. In proc. IX Ann. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. [C], Boston, MA. 1997:600-601.
- [6] C A Vaz, N V Thakor. Adaptive fourier estimation of time-varying evoked potentials [J]. IEEE Trans. On Biomedical Engineering. 1989, 36(4):448-455.

作者简介:



莫 玮 男. 1956 年 6 月出生于广西南宁市.教授,博士生导师.获北京邮电学院计算机应用硕士和西安电子科技大学信号与信息处理博士学位,IEEE 高级会员,电子工业部有突出贡献专家.目前主要研究领域包括自动测试技术与系统,信号与信息处理等.