

麻醉监测诱发脑电信号检测技术研究*

A Study of Techniques for Estimating the Evoked Potential During Anesthesia Monitoring

张烈平 莫玮**
Zhang Lieping Mo Wei

(桂林工学院电子与计算机系 桂林市建干路12号 541004)

(Department of Electronic and Computer, Guilin Institute of Technology,
12 Jangganlu, Guilin, Guangxi, 541004, China)

摘要 阐述相干平均技术、加权平均技术和小波变换技术用于麻醉监测诱发脑电信号的基本原理和具体实现过程,通过仿真实验实现用这三种方法来滤除被测信号的强噪声成分,提取中潜伏期听觉诱发脑电信号。相干平均技术简单明了,硬件容易实现;加权平均技术可以有效地减少叠代次数,但它们都需要上百次甚至上千次刺激才能提取出有效的诱发脑电信号,得到的信号有时还可能是畸变信号;而小波变换技术则在单次刺激的情况下,就能获得较高的信噪比及满意的波形特征,得到的信号的噪声仍然是白噪声,具有较高的可信度。

关键词 麻醉监测 中潜伏期听觉诱发脑电 相干平均 加权平均 小波变换

中图法分类号 TP391

Abstract This paper presents three methods for estimating signal: conventional average, weighted average and wavelet transform technology, the basic principle and realization processing of every method are also detailed. The simulation results show that these methods can estimate the Mid-Latency Auditory Evoked Potentials signal from strong noise background. The conventional average technology is simple and easy to be realized with hardware, The weighted average technology can reduce the iterative times effectively, but they all need hundreds of stimulation times to estimate evoked potentials which may be distortional sometimes. We can abstract signal based on single stimulation with wavelet transform technology. And the abstracted signal has a better credibility because it has better signal-to-noise ratio, satisfied shape, and above all, its noise is still white-noise.

Key words anesthesia monitoring, MLAEP, conventional average, weighted average, wavelet transform

麻醉深度是外科手术中一个非常重要的指标,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。最近几十年来,利用自发脑电(EEG)和诱发脑电(EP)作为监测麻醉深度的依据得到了专家们的重视,其中诱发脑电的实时监控在临床中有重要意义^[1]。事实上,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(AEP)可以作为麻醉深度判断的依据,而其中,中潜伏期诱发脑电(Mid-Latency Auditory Evoked Potentials, MLAEP)在清醒的状态下个体差

异很小,与手术刺激有相关性变化。因此,中潜伏期诱发脑电可以作为麻醉深度判断的客观标准^[2,3]。

然而实际中的诱发电位常常被淹没在很强的背景噪声(包括自发脑电、肌电等复杂成分,主要是EEG)中,信噪比只有0~10dB,并且具有一定的非平稳性,因此,如何从脑电中提取诱发电位是能否有效地进行麻醉深度监测的关键。本文将相干平均技术、加权平均技术以及小波变换技术应用于中潜伏期诱发脑电的检测分析,来达到提取信号的目的。

1 相干平均技术用于麻醉监测诱发脑电信号的检测

1.1 相干平均技术用于信号检测的原理

相干平均技术基于以下假设^[4]: (i) 每次刺激产

2002-06-11收稿, 2003-09-13修回。

* 国家自然科学基金项目(69871010)资助;桂林工学院青年扶持基金资助。

** 广西信息产业局 南宁 530022 (Guangxi Information Industry Bureau, Nanning, Guangxi, 530022, China)。

生的 EP信号都相同; (ii) 加性噪声 $n(t)$ (主要为 EEG) 是平稳的随机过程, 其均值为零, 方差为 \hat{W}_n ; (iii) EP信号与 EEG无关, 即每次刺激后的噪声是互不相关的。

设第 i 次刺激所得的信号为 $r_i(t)$, 则有:

$$r_i(t) = s_i(t) + n_i(t), \quad (1)$$

式中 $s_i(t)$ 和 $n_i(t)$ 分别表示第 i 次刺激产生的诱发电位和相应的时间间隔内的 EEG 噪声。

在 N 次刺激后, 把 N 次记录的信号 $r_1(t), r_2(t), \dots, r_N(t)$ 作平均:

$$\hat{s} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i(t) = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N s_i(t) + \sum_{i=1}^N n_i(t) \right), \quad (2)$$

根据前面的假设 (i) 和 (ii), $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N n_i(t)$ 的均值和方差分别为 0 和 \hat{W}_n/N . 假设 \hat{W}_s, \hat{W}_n 分别表示原始信号和噪声的方差, 这样对 N 次刺激后的记录进行相干平均后有: $SNR_{\text{相干平均}} - SNR_{\text{原始信号}} = 10 \lg \frac{\hat{W}_s}{\frac{1}{N} \hat{W}_n} - 10 \lg \frac{\hat{W}_s}{\hat{W}_n} = 10 \lg N \text{ dB}$, 即: 经 N 次平均后, 信噪比提高了 $10 \lg N \text{ dB}$.

1.2 相干平均技术用于信号检测的仿真实现

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图 1 所示的信号来表示, 在 100 ms 中有 200 个采样信号^[5].

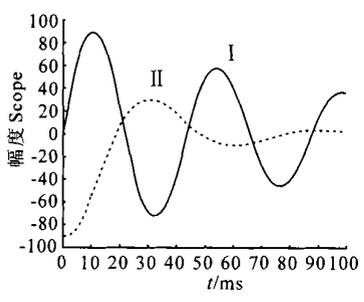


图 1 浅麻醉状态 (I) 和深麻醉状态 (II) 的中潜伏期听觉诱发脑电模拟信号

Fig. 1 The analogical MLAEP signals in low anesthesia (I) and deep anesthesia (II)

为了模拟真实的 EEG 强背景噪声环境, 在图 1 所示的信号中 (以浅麻醉状态为例进行说明, 下同) 加入均值为 0, 方差为 1. 的互不相关的白噪声, 得到图 2 所示的实际检测到的 MLAEP 信号的模拟信号 (经统计这组信号的平均信噪比为 -4.631 dB). 图 3 表示了相干平均假设用于 MLAEP 检测的波形效果及理论和实验参加平均次数 (100 次) 与提高信噪比的关系曲线。

从图 3 可以看出经过较多次数的相干平均后, 基本滤除了 MLAEP 信号中的强背景噪声, 达到了提取

MLAEP 信号的目的。

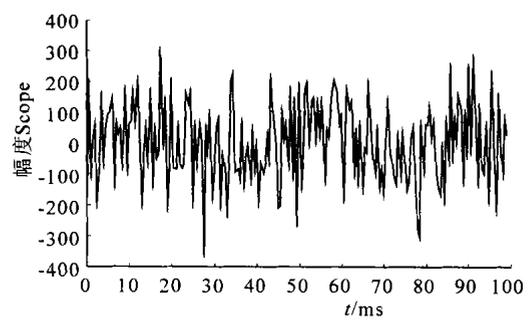
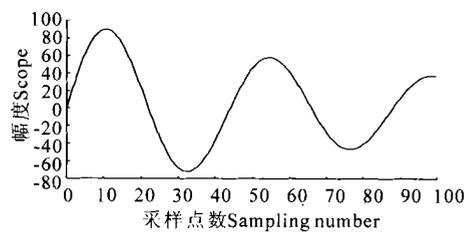
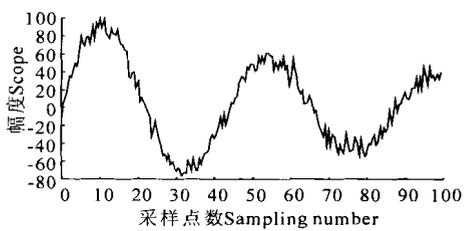


图 2 含噪声的模拟实测 MLAEP 信号

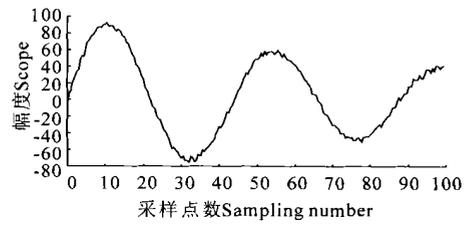
Fig. 2 The analogical actual MLAEP signal with noise



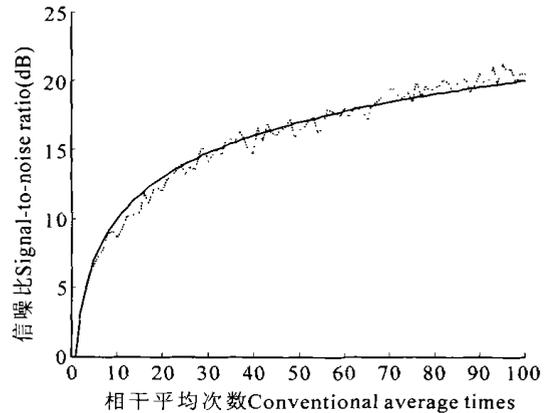
(a)



(b)



(c)



(d)

图 3 相干平均技术应用于 MLAEP 的检测

Fig. 3 The conventional average technology applies in the estimating of MLAEP

(a) 原始理想信号; (b) 平均 100 次的波形; (c) 平均 1000 次的波形; (d) 参加平均次数与提高信噪比的关系。—— 理论值, —— 实验值。

(a) Ideal signal; (b) Averaging Shape for 100 times; (c) Averaging Shape for 1000 times; (d) Relation between averaging times and signal-to-noise ratio. —— Theory value, —— Experiment value.

2 加权平均技术用于麻醉监测诱发脑电信号的检测

2.1 加权平均技术用于信号检测的原理

由于伴随诱发电位的背景噪声具有一定的非平稳性,在做平均时,如果对信噪比较高的记录给予较大的权重,反之,则给较小的权重,就可以获得较等权平均更佳的效果。

假设记录到的信号可表示为一个确定性信号 $s(t)$ 与一个非平稳噪声 $G(t)\tilde{n}(t)$ 之和,其中 $\tilde{n}(t)$ 是一个均值为 0,方差为 1 的平稳噪声, $G(t)$ 是一个相乘因子。如果假定在一次记录的时间内 $G(t)$ 基本不变,则可以认为在该次记录中为常数 G ,它等于非平稳噪声在该次记录中的标准偏差 $\sigma_{\tilde{n}_i}$ 。于是每次记录到的信号可表示为:

$$r_i(t) = s(t) + \sigma_{\tilde{n}_i} \tilde{n}(t), i = 1, 2, \dots, N. \quad (3)$$

如果在做加权平均时,每次记录的权重因子为 h_i ,则 N 次平均后所估计的信号为:

$$\hat{s}(t) = \sum_{i=1}^N h_i r_i(t),$$

目的是要找到一组权重因子 h_i ,使得估计的信号的均方误差 $E[(\hat{s}(t) - s(t))^2]$ 最小。这样可得到:

$$h_i = \frac{\sigma_{\tilde{n}_i}^{-2}}{\sum_{i=1}^N \sigma_{\tilde{n}_i}^{-2} + \frac{1}{S}}, \quad (4)$$

式中 $S = E[s^2(t)]$ 。

在实际中,当 N 足够大时 $\sum_{i=1}^N \sigma_{\tilde{n}_i}^{-2} \gg \frac{1}{S}$,因此,把

(4) 式的 $\frac{1}{S}$ 忽略掉,同时, $\sigma_{\tilde{n}_i}^{-2}$ 无从知晓,只能通过各次的记录来估计。如果记录信号中有用信号比噪声小的多,那么可以得到:

$$\hat{s}(t) = \sum_{i=1}^N \frac{\sigma_{\tilde{n}_i}^{-2} r_i(t)}{\sum_{j=1}^N \sigma_{\tilde{n}_j}^{-2}}, \quad (5)$$

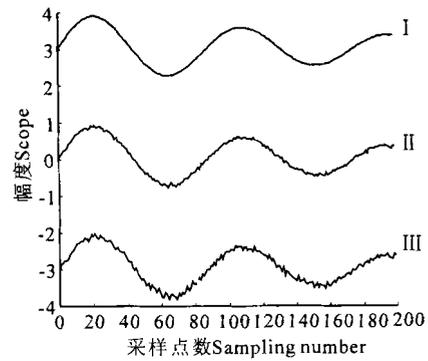
则

$$h_i = \frac{1}{\sigma_{\tilde{n}_i}^2} \left(\frac{1}{\sum_{j=1}^N 1/\sigma_{\tilde{n}_j}^2} \right). \quad (6)$$

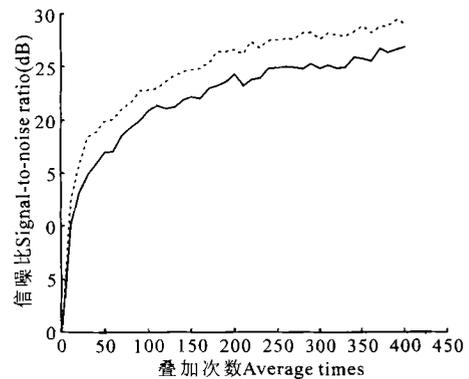
2.2 加权平均技术用于信号检测的仿真实现

假设 MLAEP 仍然是图 1 所示信号产生,同时产生 30 组方差在 0~5 之间的白噪声,把噪声分别加入各组诱发电位中,所有记录的统计平均信噪比为

-4.43dB。由图 4 可以看出,在相同的平均次数后(这里为 300 次),用加权平均的方法能得到比相干平均更高的信噪比。



(a)



(b)

图 4 300 次相干平均和加权平均波形相比较 (a) 及两种方法信噪比提升与叠加次数的关系 (b)

Fig. 4 The estimating signal of conventional average & weighted average for 300 times (a) and the relation between signal-to-noise ratio & averaging times (b)

I 原始信号; II 加权平均; III 相干平均; —— 加权平均; --- 相干平均。

I Ideal signal; II Weighted average; III Conventional average; —— Weighted average; --- Conventional average.

3 小波变换技术用于麻醉监测诱发脑电信号的检测

3.1 小波变换技术用于信号检测的原理

小波变换技术已广泛地应用于信号与图象分析^[5]、信号的奇异性检测^[5]和计算机视觉与编码^[6]等方面,小波分析在时域、频域同时具有良好的局部化特性,可以聚焦到对象的任意细节,因而它被人们誉为数学显微镜^[7]。

通过小波分解,可将信号 $f(t)$ 分解成频率小于 2^j 的低频成分 $f^j(t)$ 和频率介于 2^j 和 2^{j+1} 之间的成份 $W^j f(t)$,即可以把信号 $f(t)$ (ca0) 分解为高频分量 $cd1, cd2, \dots, cdn$ 和低频分量 $ca1, ca2, \dots, ca^n$ 。ca

j 只是表明了低频信号与原始信号的相似程度, 而 cd j 即高频信号则在原始信号的相应频率范围内有较大的幅度, 而在其它频率范围内的幅度则较小. 对信号 $f(t)$, 它的高频部分影响的是小波分解的高频第一层, 低频部分影响的是小波分解的最深层及其低频层, 高频系数的幅值随着分解层次的增加而很快地衰减, 并且高频系数的方差也很快地衰减. 因此, 通过 Mallat 算法^[7]将信号 $f(t)$ 分解后, 就可根据先验知识有效地区分信号和噪声, 去除相应的噪声成分, 形成新的信号成分序列, 再由 Mallat 重构算法^[7]将信号重建, 从而获得有效的中潜伏期听觉诱发脑电. 图 5 是 Mallat 分解和重构算法的示意图^[7].

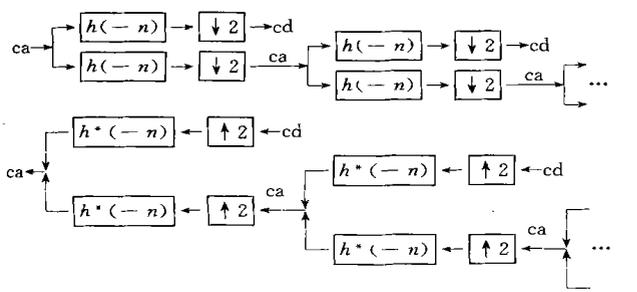


图 5 Mallat 分解和重构算法

Fig. 5 The schematic diagram of the decomposition and reconstruction Mallat algorithm

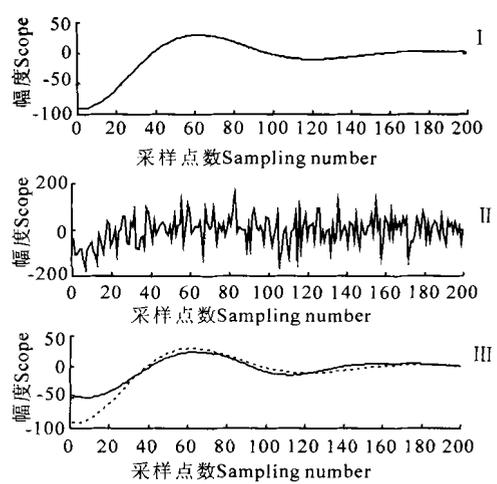
3.2 小波变换技术用于信号检测的仿真实现

仍以文献 [8] 的模拟信号来表征麻醉深度的浅麻醉状态和深麻醉状态的中潜伏期听觉诱发脑电信号, 有 $f_s = 2000$ Hz, 模拟信号的频率为 30 Hz 左右. 根据多分辨率分解特性, 最大分解尺度为 5 比较合适, 提取信号的具体步骤如下:

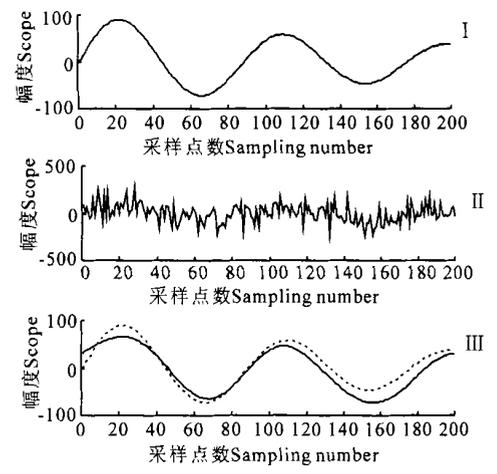
- (i) 计算信号 $r(t) = s(t) + n(t)$ 的小波分解系数;
- (ii) 把低于某个阈值 λ 的小波系数 (一般只对高频系数进行处理) 置为 0 (主要由信号 $n(t)$ 引起的), 而保存高于 λ 的小波系数 (主要由信号 $s(t)$ 引起的), 通常, λ 为按经验取值, 随着层数不同可以不同, 在这里我们令: $\lambda = e^{-2 \log N}$, N 为每层信号采样点数;
- (iii) 对剩余的小波系数进行重构, 得到重构后的信号就是原始信号的估计值.

图 6 是深麻醉状态下 (a) 和浅麻醉状态下 (b) 中潜伏期诱发脑电的不加噪的原始信号和加入图 1 所示的信噪比为 -6.1 dB 左右的噪声, 形成含噪声的模拟实测 MLAEP. 采用上述小波变换技术提取的信号 (实线), 经统计得信号的信噪比提高到 8 dB 和 10.48 dB 左右.

在信噪比较低的情况下也能取得很好的去噪效果. 它不仅可以有效地处理非平稳信号, 对信号的奇异性要求不高, 而且经过这样处理的信号的噪声仍然是白噪声, 具有较高的可信度, 可以作为信号下一步处理的预处理. 虽然经小波技术处理过的信号有些地方误差比较大, 但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电信号的原貌, 而只是需要监测 MLAEP 的主要特征^[3,4]的现代医学特征提取要求.



(a)



(b)

图 6 小波变换技术应用于 MLAEP 的检测

Fig. 6 The wavelet transform technique applies in the estimating of MLAEP

- (a) 深麻醉状态; (b) 浅麻醉状态. (a) Deep anesthesia; (b) Low anesthesia.

I 原始信号; II 模拟实测信号; III 小波技术检测信号

I: Ideal signal; II: Analogical actual signal; III: Estimating signal based on wavelet transform technique

4 结论

- (i) 平均技术和小波变换技术都可以有效地从强

背景噪声环境中提取诱发电位信号.

(ii) 相干平均技术简单, 硬件容易实现; 加权平均技术可以有效地减少叠代次数, 适用于背景噪声非稳定情况, 但它们都需要上百甚至上千次刺激才能提取出有效的诱发电位信号; 而小波变换算法则在单次刺激的情况下, 就能获得较高的信噪比及满意的波形特征.

(iii) 由于人体刺激的次数过多, 容易引起神经系统的疲劳和习惯性反应, 产生的 EP 的潜伏期和波幅都有可能变化, 因此, 用平均技术有时可能得的是畸变信号; 而经过小波变换技术处理过的信号的噪声仍然是白噪声, 具有较高的可信度, 这将为进一步的特征提取和模式识别提供可靠的分析数据, 从而为应用提供极大的方便.

参考文献

1 吕国义. 临床麻醉学. 天津: 天津科学技术出版社, 1995. 27 ~ 137.

2 Abinash Nayak, Rob J Roy. Anesthesia control using mid-latency auditory evoked potentials. IEEE Transactio on Biomedical Engineeing, 1998, 45(4): 409~ 421.

3 孙永海, 岳云. 中潜伏期听觉诱发脑电与麻醉深度的判断. 国外医学 (麻醉学与复苏分册), 1997, 18(1): 5~ 54.

4 杨福生, 高上凯. 生物医学信号处理. 北京: 高等教育出版社, 1995. 564~ 604.

5 徐佩霞, 孙功宪. 小波分析与应用实例. 合肥: 中国科技大学出版社, 1996. 1~ 153.

6 邱锦波, 朱光喜, 王曜. 一种基于小波变换的视频对象分割算法. 计算机工程, 2002, 28(5): 72~ 74.

7 赵松年, 熊小芸. 子波变换与子波分析. 北京: 电子工业出版社, 1997. 1~ 134.

8 Maria Hansson, Tomas Gansler, Goran Salomonsson. A system for tracking changes in the mid-Latency evoked potentials during a nesthesia. IEEE Transactio on Biomedical Engineering, 1998, 45(3): 323~ 334.

(责任编辑: 邓大玉)

(上接第 263 页 Continue from page 263)

$C(\text{色}) = 3$ 的同位旋单态, 具有轻子和夸克双重性质的“轻子型夸克”, 不能被三代粒子所包容, 我们定名为“编外粒子”^[7]. 因平均动量分数 $\langle Z \rangle$ 的区间为 $0 \leq \langle Z \rangle \leq 1$, 且 t 夸克很重, 实验已给出 $\langle Z \rangle^{\bar{t}} \approx 0.98$, $\langle Z \rangle^{qq} \approx 0.98$, 已非常接近区间的上界, t 是第三代顶夸克, 事实上实验已判定, 夸克—轻子只可能有三代, 不可能再容纳第四代夸克了, 排除了存在第四代夸克的观点.

参考文献

1 Jiao Shanqing, Feng Zhenyong. The structure function of nucleon. Fourth Asia Pacific Physics Conference, South Korea, 1990. 129~ 132.

2 焦善庆, 杨本立, 江光佐. 价—海夸克混合模型的 β 分布.

r -分布. 云南大学学报 (自然科学版), 2002, 24(1): 34~ 37.

3 Izen J M. The mean momentum fraction of the course. DESY, 1984, 84~ 87.

4 Kinoshita K. The meson fragmentation course of heavy quarks. Prog Theor Phys, 1986, 75: 84~ 87.

5 Noda M, Tashira T, Kinnoshita. The baryon fragmentation course of heavy quarks. Prog Theor Phys, 1985, 74 1084~ 1086.

6 沈经. 场和粒子理论的实验问题. 北京: 世界学术文库出版社, 2000. 578~ 582.

7 焦善庆, 兰其开. 亚夸克理论. 重庆: 重庆出版社, 1996. 191 ~ 198.

(责任编辑: 黎贞崇)