分数低阶α稳定分布下DLMP算法的收敛特性分析

张金凤,邱天爽
(大连理工大学电子与信息工程学院,辽宁大连 116024)

摘 要: DLMP算法是一种在高斯和分数低阶α稳定分布噪声环境下均具有良好韧性的EP信号潜伏期变化检测算法.本文基于分数低阶统计量的原理,根据确定性平均方法,结合文中给出并证明的两个引理,对DLMP算法的收敛性能进行了理论分析和证明.结果表明,若EP潜伏期变化为EP信号采样间隔的整数倍,则DLMP算法对这种变化的估计是无偏估计.若整数倍的条件不满足,则DLMP算法的估计偏差不大于半个采样间隔.

关键词: DLMP算法; α稳定分布过程; 分数低阶统计量; 确定性平均
中图分类号: TN911.7 **文献标识码**: A **文章编号**: 0372-2112(2005)01-0074-04

The Analysis of the Convergence Property of the DLMP Algorithm under the Fractional Lower Order α-Stable Conditions

ZHANG Jin-feng, QIU Tian-shuang
(*Department of Electronic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning* 116024, *China*)

Abstract: The direct least mean p-norm (DLMP) algorithm is a robust algorithm for estimating latency changes of evoked potential (EP) signals under both Guassian and the fractional lower order α-stable noise conditions. Based on the fractional lower order statistics theory, the deterministic averaging method and two lemmas introduced and proved, this paper gives an analysis of the convergence property of the DLMP algorithm theoretically. The results of the analysis indicate that, if the EP latency change is an integer multiple of the sampling interval, the DLMP algorithm gives an unbiased estimate of the latency change; otherwise, the algorithm yields an estimate which differs from the true latency change by at most half of a sampling interval.

Key words: direct least mean p-norm (DLMP) algorithm; α-stable process; fractional lower order statistics; deterministic averaging

1 引言

诱发电位(EP)是中枢神经系统所产生的生物电信号,是神经系统对外部声,光和电脉冲等刺激的有特定规律的响应.EP信号的潜伏期定义为由外部刺激时刻开始到某个选定的EP峰之间的时间间隔.EP信号中包含了丰富的有关神经系统传导通路上各个部位的信息,特别是潜伏期及其变化(延迟)表示了神经系统的传导及延迟,从而反映了神经系统的状态和变化.因此,检测这种潜伏期及其变化,对于诊断神经系统的损伤和病变具有十分重要的意义,因而受到了广泛的重视[1].

EP信号及其潜伏期变化检测需要解决的首要问题是噪声问题.通常,临床测得的EP信号的信噪比均低于0dB,有时甚至低于-20dB,使EP信号湮没在神经系统自发产生的脑电波(EEG)之中.另一方面,EP信号中的EEG等噪声是非高斯分布的,在手术监测和某些带有敌意情况下所得到的带噪EP信号往往与典型的高斯分布相去甚远.根据文献[2]的研究,带噪EP信号及EEG等噪声服从一种广义的高斯分布,称为对称α稳定分布(简记为SαS分布).根据α参数的取值,α稳定分布可以划分为高斯分布($\alpha=2$)和分数低阶α稳定分布($0<\alpha<2$)两种情况.分数低阶α稳定分布具有对称形式的概率密度函数,但是比高斯分布具有更厚的统计拖尾,从而造成其时间波形具有显著的尖峰脉冲特性.信号噪声的这种非高斯特性,使得诸如广义相关法、LMS自适应法和DLMS法等[3,4]传统的基于高斯分布和二阶统计量的信号检测方法性能显著退化[3].针对这种情况,文献[2]提出了一种基于分数低阶统计量的EP潜伏期变化检测方法,称为DLMP算法.这种算法以最小p阶矩为优化准则,在自适应迭代过程中抑制α稳定分布噪声,并动态检测EP潜伏期的变化.计算机模拟和实验数据分析表明,DLMP算法在高斯和分布噪声条件下均具有良好的韧性.

DLMP算法提出以后,文献[5]分析了这种算法在分数低阶α稳定分布噪声下保持韧性的原因,并证明是自适应迭代过程中的非线性变换,使得原本没有有限二阶矩的误差信号

收稿日期:2003-09-19;修回日期:2004-05-14
基金项目:国家自然科学基金(No.30170259,60172072,60372081);辽宁省科学技术基金(No.2001101057)

转变为二阶矩过程,从而保证了自适应迭代的稳定收敛.然而,关于 DLMP 算法的收敛特性,特别是其估计 EP 潜伏期变化的无偏性尚未给出完整的理论分析.本文在简要介绍 DLMP 算法的基础上,从理论上分析了这种算法在分数低阶 SαS 分布噪声条件下的收敛特性,结果表明,若 EP 潜伏期变化为 EP 信号采样间隔的整数倍,则 DLMP 算法对这种变化的估计是无偏估计.若整数倍的条件不满足,则 DLMP 算法的估计偏差不大于半个采样间隔.

2　DLMP 算法简介

2.1　信号和噪声模型

EP 信号潜伏期变化检测的信号模型如式(1)所示:

$$x_{1n}(k) = s_n(k) + v_{1n}(k),\quad k = 0,1,\cdots,K-1;\ n = 1,2,\cdots,N \tag{1a}$$

$$x_{2n}(k) = s_n(k - D_n) + v_{2n}(k),\quad k = 0,1,\cdots,K-1;\ n = 1,2,\cdots,N \tag{1b}$$

式(1)中,$x_{1n}(k)$ 和 $x_{2n}(k)$ 分别表示参考信号和被测 EP 信号,$x_n(k)$,$v_{1n}(k)$ 和 $v_{2n}(k)$ 分别表示纯净 EP 信号和加性噪声,D_n 表示待估计的第 n 个扫描的 EP 信号潜伏期变化,k 为离散时间变量.由于 EP 信号的准周期特性,并考虑到参考信号 $x_{1n}(k)$ 通常是由许多次(例如 1000 次)扫描的带噪 EP 信号平均而得,因此常忽略其中的噪声项 $v_{1n}(k)$[2].

根据文献[2]的研究,采用样本分位数方法[6]对在撞击加速度实验条件下得到的带噪 EP 信号进行 α 参数估计,其 α 值介于 1.06 和 1.94 之间.这表明带噪 EP 信号及其伴随噪声为分数低阶 α 稳定分布过程.因此,用分数低阶 α 稳定分布模型来描述带噪 EP 信号及 EEG 等噪声,比传统的高斯分布模型更加合理.α 稳定分布模型是一类适用范围很宽并得到广泛应用的随机信号模型,由于其没有统一的封闭形式的概率密度函数,因此常由其特征函数来表征.式(2)给出了 α 稳定分布的特征函数

$$\phi(t) = \exp\{jat - \gamma|t|^{\alpha}[1 + j\beta\,\mathrm{sgn}(t)\,\omega(t,\alpha)]\} \tag{2}$$

式中,$\omega(t,\alpha) = \begin{cases} \tan(\alpha\pi/2) & \alpha \neq 1 \\ (2/\pi)\log|t| & \alpha = 1 \end{cases}$,$\mathrm{sgn}(\cdot)$ 为符号函数.特征指数 $0 < \alpha \leq 2$,分散系数 $\gamma > 0$,对称参数 $-1 \leq \beta \leq 1$,位置参数 $-\infty < a < +\infty$.在这四个参数中,特征指数 α 是一个关键的参数.α 值越小,其分布的拖尾越厚,这个性质使得 α 稳定分布可以较为理想地描述某些脉冲性比较显著的信号.当 $\alpha = 2$ 时,α 稳定分布转变为高斯分布.由此可见,高斯分布是 α 稳定分布的特例.分散系数 γ 表示样本偏离分布的均值或中值的程度,与高斯分布中方差的概念相似.此外,位置参数 a 类似于高斯分布的均值($1 < \alpha \leq 2$)或中值($0 < \alpha \leq 1$).对称参数 β 决定分布的对称性,当 $\beta = 0$ 时,为对称 α 稳定分布,记为 SαS.

2.2　DLMP 算法

EP 信号潜伏期变化检测的实质是一个时间延迟估计问题,Kong 等人首次将由 Etter 等人提出的 DLMS 算法[7]引入 EP 潜伏期变化检测,并对 DLMS 算法的性能做了深入分析[4].另一方面,由于 DLMS 算法是基于二阶矩的最小均方算法,而带噪 EP 信号及其 EEG 等加性噪声服从分数低阶 α 稳定分布,因此导致其迭代计算中的误差函数不存在有限的二阶矩[6],使 DLMS 算法在分数低阶 α 稳定分布下性能出现退化.DLMP 算法实际上是一种广义化的 DLMS 算法[2],考虑到分数低阶 α 稳定分布过程只存在 α 以下阶统计量[6],DLMP 算法将 DLMS 算法对误差函数二阶矩最小化的思想扩展为对误差函数的 p 阶矩最小化($1 < p < \alpha \leq 2$),从而避免了算法的发散.DLMP 算法的代价函数为

$$J_{\mathrm{DLMP}}[\hat{D}_n] = \mathrm{E}[|e_n(k)|^p]\quad 1 < p < \alpha \leq 2 \tag{3}$$

利用最速下降法和恒等式

$$A^{<c>} = |A|^c\,\mathrm{sgn}(A) \tag{4}$$

可以得到 DLMP 算法的迭代式

$$\hat{D}_n(k+1) = \hat{D}_n(k) + \mu p/2 \cdot |e_n(k)|^{p-1}\mathrm{sgn}[e_n(k)]\Delta x_{1n}(k)\quad 1 < p < \alpha \leq 2 \tag{5}$$

式中

$$e_n(k) = x_{2n}(k) - x_{1n}(k - \hat{D}_n) \tag{6}$$

$$\Delta x_{1n}(k) = x_{1n}(k - \hat{D}_n - 1) - x_{1n}(k - \hat{D}_n + 1) \tag{7}$$

当 $p = 2$ 时,DLMP 算法简化为 DLMS 算法.DLMP 算法中 p 值的选取应当介于 1 和 α 之间,如式(5)所示.否则,可能会导致算法的发散[3].经验上通常简单地取为 $\alpha - 0.1$.

DLMP 算法动态检测 EP 潜伏期变化的计算机仿真及实验数据分析结果已经在文献[2,3,8]中给出.文献[5]分析了 DLMP 算法在分数低阶 α 稳定分布噪声下保持韧性的原因,并证明由于自适应迭代过程中如式(8)所示的非线性变换

$$e_n^{(1)}(k) = |e_n(k)|^{p-1}\mathrm{sgn}[e_n(k)] \tag{8}$$

使得原本没有有限二阶矩的误差信号 $e_n(k)$ 转变为二阶矩过程,从而保证了自适应迭代的稳定收敛.由上述文献可知,DLMP 算法无论在高斯噪声环境下还是在分数低阶 α 稳定分布噪声环境下均具有很好的估计性能,尤其在分数低阶 α 稳定分布噪声条件下,其对 EP 潜伏期变化动态估计的结果显著优于传统的基于二阶统计量的检测算法,具有良好的韧性.

3　DLMP 算法估计结果的无偏性分析

为了对 DLMP 算法的收敛特性特别是算法的无偏性进行理论分析,首先引入确定性平均(deterministic averaging)的概念[4].确定性平均是研究非线性时变系统的有效方法.

给定一非线性时变系统

$$\theta(k+1) = \theta(k) + \mu f(\theta(k), k) \tag{9}$$

进行确定性平均后的系统为

$$\bar{\theta}(k+1) = \bar{\theta}(k) + \mu f_{ave}(\bar{\theta}(k)) \tag{10}$$

其中 μ 为一个小的常数,$f_{ave}(\bar{\theta}(k)) = \lim_{N\to\infty}\frac{1}{N}\sum_{l=k}^{k+N-1} f(\theta(l), l)$ $\forall k$.由参考文献[4]可知,式(9)所示系统有与式(10)所示系统相类似的性质,因此对形如式(9)所示的非线性时变系统的研究可以转化为对其进行确定性平均后得到的系统的研究,从而使研究过程得到简化.为了下面分析的方便,引入两个引理:

引理 1　对于任意实数 $x \geq 0, y \geq 0, 0 \leq b \leq 1$,有下列不等式成立

$$(x + y)^b \geq 2^{b-1}(x^b + y^b) \tag{11}$$

证明　欲证不等式(11),则只需证 $2(x+y)^b \geq 2^b(x^b+y^b)$,$0\leq b\leq 1$,

即需证 $(x+y)^b-(2y)^b \geq (2x)^b-(x+y)^b$,$0\leq b\leq 1$.观察不等式(11)可知,对于 $b=0$ 和 $b=1$ 的情况,不等式(11)均成立.而对于 $0<b<1$ 的情况,有

(1)若 $x=y$,显然不等式(11)成立;

(2)若 $x-y>0$,

即需证 $\dfrac{(x+y)^b-(2y)^b}{x+y-2y} \geq \dfrac{(2x)^b-(x+y)^b}{x+y-2y}$,$0<b<1$

由拉格朗日中值定理知,在 $x+y$ 和 $2y$ 之间存在一点 ζ_1,使得

$$b\cdot(\zeta_1)^{b-1}=\frac{(x+y)^b-(2y)^b}{x+y-2y} \tag{12}$$

成立.同理,在 $2x$ 和 $x+y$ 之间存在一点 ζ_2,使得

$$b\cdot(\zeta_2)^{b-1}=\frac{(2x)^b-(x+y)^b}{x+y-2y} \tag{13}$$

成立.因此不等式(11)的证明转化为对于式(14)的证明

$$b\cdot(\zeta_1)^{b-1}\geq b\cdot(\zeta_2)^{b-1} \tag{14}$$

即需证明 $(\zeta_1)^{b-1}\geq(\zeta_2)^{b-1}$.由于 $f(\zeta)=\zeta^{b-1}$,$b-1<0$ 为减函数,且 $\zeta_1\leq\zeta_2$,因此式(14)成立,这样不等式(11)得证.

(3)若 $x-y<0$,其证明过程类似(2).

综合以上各种情况的结果,引理 1 得证.

引理 2[9]　对于任意实数 x 和 y,以下不等式

$$|x+y|^b\leq(|x|^b+|y|^b),\ 0\leq b\leq 1 \tag{15}$$

成立.

对于任意两个 α 稳定分布的随机过程 $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$,它们的共变(covariation)定义为

$$\begin{aligned}R_c(m)&=E\{x_2(k)[x_1(k+m)]^{<p-1>}\}\\&=E\{x_2(k)|x_1(k+m)|^{p-1}\mathrm{sgn}[x_1(k+m)]\},\\&\qquad 1\leq p<\alpha\end{aligned} \tag{16}$$

式(16)中,$x^{<p>}=|x|^p\mathrm{sgn}(x)$.根据文献[9]对共变的分析可知,$\alpha$ 稳定分布随机过程的共变类似于高斯随机过程协方差的概念.

可将 DLMP 算法的迭代公式(如式(5)所示)改写为

$$\hat{D}_n(k+1)=\hat{D}_n(k)+\mu f(\hat{D}_n(k),k) \tag{17}$$

其中 $f(\hat{D}_n(k),k)=p/2\cdot|e_n(k)|^{p-1}\mathrm{sgn}[e_n(k)]\Delta x_{1n}(k)$,称式(17)所示的系统为原始系统,根据确定性平均方法,得到其等价系统为

$$\bar{D}_n(k+1)=\bar{D}_n(k)+\mu f_{ave}(\bar{D}_n(k)) \tag{18}$$

其中 $f_{ave}(\bar{D}_n(k))=\lim\limits_{N\to\infty}\dfrac{1}{N}\sum\limits_{l=k}^{k+N-1}f(\hat{D}_n(l),l)=p/2\lim\limits_{N\to\infty}\dfrac{1}{N}\sum\limits_{l=k}^{k+N-1}[(e_n(l))^{<p-1>}\Delta x_{1n}(l)]$.由于 $x_{1n}(k)$ 中的噪声项可以忽略,故有 $\Delta x_{1n}(k)=\Delta s_n(k)=s_n(k-\hat{D}_n(k)-1)-s_n(k-\hat{D}_n(k)+1)$.由于在 $x_{1n}(k)$ 或 $s_n(k)$ 中作为离散时间变量的 $\hat{D}_n(k)$ 必须为整数,因此应对潜伏期变化的估值 $\hat{D}_n(k)$ 取整 $q(\hat{D}_n(k))$.因此

$$\begin{aligned}f_{ave}(\bar{D}_n(k))=p/2\lim_{N\to\infty}\frac{1}{N}\sum_{l=k}^{k+N-1}\{[s_n(l-D_n)+v_{2n}(l)\\-s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))]^{<p-1>}\Delta s_n(l)\}\end{aligned} \tag{19}$$

对上式中的 $s_n(l-D_n)+v_{2n}(l)-s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))$ 和 $\Delta s_n(l)$ 分下列几种情况进行讨论,即

①$s_n(l-D_n)+v_{2n}(l)-s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))\geq 0$,且 $\Delta s_n(l)\geq 0$;

②$s_n(l-D_n)+v_{2n}(l)-s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))\geq 0$,且 $\Delta s_n(l)<0$;

③$s_n(l-D_n)+v_{2n}(l)-s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))<0$,且 $\Delta s_n(l)\geq 0$;

④$s_n(l-D_n)+v_{2n}(l)-s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))<0$,且 $\Delta s_n(l)<0$;

下面对情况①加以分析:

A.在情况①中,若满足 $s_n(l-D_n)\geq 0$,$v_{2n}(l)\geq 0$,且 $-s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))\geq 0$,则有

$$\begin{aligned}f_{ave}(\bar{D}_n(k))=p/2\lim_{N\to\infty}\frac{1}{N}\sum_{l=k}^{k+N-1}[|s_n(l-D_n)+v_{2n}(l)\\-s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))|^{p-1}\Delta s_n(l)]\end{aligned} \tag{20}$$

根据引理 1,得到

$$\begin{aligned}f_{ave}(\bar{D}_n(k))\geq p\cdot 2^{p-3}\lim_{N\to\infty}\frac{1}{N}\sum_{l=k}^{k+N-1}[(|s_n(l-D_n)|^{p-1}\\+|v_{2n}(l)|^{p-1}+|s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))|^{p-1})\\\Delta s_n(l)]\triangleq f_1\end{aligned} \tag{21}$$

式中"$\triangleq$"表示定义.显然,$f_1\geq 0$,且根据式(4)有

$$\begin{aligned}f_1=p\cdot 2^{p-3}\lim_{N\to\infty}\frac{1}{N}\sum_{l=k}^{k+N-1}[(s_n(l-D_n))^{<p-1>}\Delta s_n(l)\\+(v_{2n}(l))^{<p-1>}\Delta s_n(l)\\+(-s_n(l-q(\hat{D}_n(l))))^{<p-1>}\Delta s_n(l)]\end{aligned} \tag{22}$$

由于 EP 信号 $s_n(k)$ 及其伴随噪声 $v_{2n}(k)$ 是互相独立的,得到

$$\begin{aligned}f_1&=p\cdot 2^{p-3}\cdot[R_s(q(\hat{D}_n(K))-D_n+1)\\&\quad-R_s(q(\hat{D}_n(k))-D_n-1)]\\&=p\cdot 2^{p-3}\cdot\Delta R_s(q(\hat{D}_n(k))-D_n)\end{aligned} \tag{23}$$

其中,$R_s(\cdot)$ 表示信号的共变.

参考文献[7]对自适应迭代算法的收敛特性分析和文献[5]对 DLMP 算法的韧性分析,并结合文献[2,3]给出的模拟试验结果可知,由于 DLMP 算法在自适应迭代过程中对误差信号 $e_n(k)$ 进行了非线性变换,使得原本没有有限二阶矩的误差信号转变为二阶矩过程,从而保证了自适应迭代的稳定收敛.当 DLMP 算法达到收敛时,等价系统式(18)也相应达到收敛状态.因此要求 $f_{ave}(\bar{D}_n(k))=0$.结合上面的分析可以得到不等式

$$0=f_{ave}(\bar{D}_n(k))\geq f_1\geq 0 \tag{24}$$

若使不等式(24)成立,要求 $f_1=p\cdot 2^{p-3}\cdot\Delta R_s(q(\hat{D}_n(k))-D_n)=0$,即 $q(\hat{D}_n(k))=D_n$.

所以在这种情况下,当算法达到收敛时,如果潜伏期的变化为 EP 信号采样周期的整数倍时,其估计值 $\hat{D}_n(k)$ 将收敛到其真实值.如果潜伏期变化不满足采样周期的整数倍条件,则由于对 $\hat{D}_n(k)$ 取整的影响,$\hat{D}_n(k)$ 会偏离其真实值,其偏差不大于半个采样周期.

B.在情况①中,若 $s_n(l-D_n)$,$v_{2n}(l)$ 和 $-s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))$ 三项中同时存在大于等于 0 和小于等于 0 的项,不妨假设 $s_n(l-D_n)\geq 0$,$v_{2n}(l)\leq 0$,$-s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))\leq 0$(其他可能情况的证明类似这种情况).由于 $s_n(l-D_n)+v_{2n}(l)-s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))\geq 0$,可以得到不等式

$$|s_n(l-D_n)|\geq|v_{2n}(l)-s_n(l-q(\hat{D}_n(l)))| \tag{25}$$

定义 $x = s_n(l - D_n) + v_{2n}(l) - s_n(l - q(\bar{D}_n(l)))$, $y = -[v_{2n}(l) - s_n(l - q(\bar{D}_n(l)))]$,根据引理 2 ,有

$$|s_n(l - D_n) + v_{2n}(l) - s_n(l - q(\bar{D}_n(l)))|^{p-1}$$
$$\geq |s_n(l - D_n)|^{p-1} - |v_{2n}(l) - s_n(l - q(\bar{D}_n(l)))|^{p-1} \geq 0 \quad (26)$$

因此

$$\begin{aligned} f_{ave}(\bar{D}_n(k)) &= p/2 \lim_{N\to\infty}\frac{1}{N}\sum_{l=k}^{k+N-1}[|s_n(l - D_n) + v_{2n}(l) \\ &\quad - s_n(l - q(\bar{D}_n(l)))|^{p-1}\Delta s_n(l)] \\ &\geq p/2 \lim_{N\to\infty}\frac{1}{N}\sum_{l=k}^{k+N-1}[(|s_n(l - D_n)|^{p-1} \\ &\quad - |v_{2n}(l)|^{p-1} - |s_n(l - q(\bar{D}_n(l)))|^{p-1} \\ &\quad \Delta s_n(l)] \triangleq f_2 \end{aligned} \quad (27)$$

类似于 A 的分析,可以得到不等式 $f_2 \geq 0$,且 $f_2 = p/2 \cdot \Delta R_s(q(\bar{D}_n(k)) - D_n)$. 因此当系统达到收敛时同样有

$$0 = f_{ave}(\bar{D}_n(k)) \geq f_2 \geq 0 \quad (28)$$

只有 $f_2 = p/2\,\Delta R_s(q(\bar{D}_n(k)) - D_n) = 0$ 才能使式(28)得到满足,这样得到与 A 相同的结论.

至此,完成了对情况 ①的分析证明.

对于情况 ②③④,分析证明过程类似于情况 ①,并且可以得到与情况 ①完全相同的结论,本文不再赘述. 由于 DLMP 算法的平均后系统包含且仅包含上述四种情况,这样,由对上述四种情况的分析证明,可以得到如下结论:如果 EP 信号的潜伏期变化为 EP 信号采样间隔的整数倍,则 DLMP 算法为真实延迟的无偏估计. 否则,若上述整数倍条件不能得到满足,则 DLMP 算法会产生偏离真实延迟不大于半个采样间隔的误差.

4　结论

本文回顾了 DLMP 算法这种具有良好韧性的 EP 信号潜伏期变化检测算法. 模拟结果已经表明了该算法在高斯和分数低阶 α 稳定分布噪声条件下均具有良好的性能. 本文基于分数低阶统计量的原理,根据确定性平均方法,给出并证明了两个引理,并根据这两个引理分析证明了 DLMP 算法的收敛性能. 如果 EP 信号的潜伏期变化为 EP 信号采样间隔的整数倍,则 DLMP 算法为真实延迟的无偏估计. 否则,若上述整数倍条件不能得到满足,则 DLMP 算法会产生偏离真实延迟不大于半个采样间隔的误差.

参考文献:

[1] Carlile S, Bascom DA, Paterson DJ. The effect of acute hypoxia on the latency of the human auditory brainstem evoked response[J]. Acta-Oto-Laryngologica, 1992, 11(2): 939 - 945.

[2] Kong X, Qiu T. Adaptive estimation of latency change in evoked potentials by direct least mean p-norm time-delay estimation[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 1999, 46(8): 994 - 1003.

[3] Kong X, Qiu T. Latency change estimation for evoked potentials: a comparison of algorithms[J]. Medical & Biological Engineering & Computing. 2001, 39(2): 208 - 223.

[4] Kong X, Thakor NV. Adaptive estimation of latency changes in evoked potentials[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 1996, 43(2): 189 - 197.

[5] 邱天爽, Kong X, 鲍海平, 等. 一种基于脑电信号分析的中枢神经系统损伤检测的韧性自适应方法[J]. 中国生物医学工程学报. 2003, 22(1): 23 - 30.

[6] Nikias CL, Shao M. Signal processing with alpha-stable distributions and applications[M]. New York, John wiley & Sons Inc, 1995.

[7] Etter DM, Stearns SD. Adaptive estimation of time delays in sampled data systems[J]. IEEE Trans on Acoustics, Speech, Signal Processing. 1981, 29(3): 582 - 587.

[8] 邱天爽, 孔轩, 等. 非高斯分布噪声下诱发电位潜伏期变化自适应检测[J]. 大连理工大学学报. 2002, 42(3): 371 - 375.

[9] Ma X, Nikias CL. Joint estimation of time delay and frequency delay in impulsive noise using fractional lower order statistics[J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 1996, 44(11): 2669 - 2687.

作者简介:

张金凤　女,1979 年出生于河北定州市,2001 年毕业于大连铁道学院,获工学学士学位,2004 年毕业于大连理工大学信号与信息处理专业,获工学硕士学位,主要从事自适应信号处理和非高斯信号处理方面的研究工作.

邱天爽　男,1954 年出生于辽宁抚顺市,1995 年毕业于大连理工大学,获工学博士学位,现为大连理工大学教授,博士生导师,信号处理学会委员会委员,主要从事信号与信息处理方面的研究和教学工作,在国内外学术期刊与会议上发表论文约 100 篇,曾获国家教育部科学技术二等奖等多项科技奖励. E-mail: giutsh @dlut. com. cn.