

一种基于分数低阶协方差的自适应 EP 潜伏期变化检测方法

邱天爽,王宏禹,孙永梅

(大连理工大学电子与信息工程学院,辽宁大连 116024)

摘 要: 由于诱发电位(EP)信号中含有分数低阶 α 稳定分布噪声,致使传统的基于二阶统计量的 EP 潜伏期变化检测方法性能显著退化.本文提出了一种基于分数低阶协方差的自适应 EP 潜伏期变化检测方法(AFLC),通过对带噪信号的非线性处理,将其转变为二阶矩过程,从而保证了算法在 $\alpha \in (0, 2]$ 范围内的可靠收敛,并获得了 EP 潜伏期变化估计的较高韧性和精度.给出了性能分析,计算机仿真和实验数据分析的结果.

关键词: 诱发电位;潜伏期变化; α 稳定分布; 分数低阶

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2004) 01-0091-05

A Fractional Lower-Order Covariance Based Adaptive Latency Change Detection for Evoked Potentials

QIU Tian-shuang, WANG Hong-yu, SUN Yong-mei

(Department of Electronic Engineering of Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China)

Abstract: Traditional second order-based EP latency change detection methods usually degenerate under fractional lower order α -stable noise conditions. This paper proposes a fractional lower order covariance based algorithm, which changes the noise contaminated EP signal into a finite second order moment process by a non-linear transform, and guarantees its convergence in the entire range of $\alpha \in (0, 2]$, and obtains a high robustness and accuracy for latency change estimation. The paper also gives the theoretical analysis for the performance of AFLC and simulation and data analysis results.

Key words: evoked potentials; latency change; α -stable distribution; fractional lower order moment

1 引言

诱发电位(EP)是中枢神经系统在外界刺激下所产生的有特定规律的生物电活动. EP 潜伏期及其变化的检测及定量分析,对于神经系统损伤病变的临床诊断和神经生理学的研究具有重要意义^[1~4].传统的 EP 分析方法常假定 EP 信号中的脑电图(EEG)等噪声是高斯分布的,然而研究表明,EEG 等噪声并不满足高斯分布^[4,5].特别地,在本文所研究的撞击加速度实验中所获取的带噪 EP 信号,具有非常显著的脉冲状噪声,并且其概率密度函数具有较厚的拖尾^[4,6~8].实际上,这正是分数低阶 α 稳定分布过程^[9]的显著特征.由于分数低阶 α 稳定分布过程只有不超过 α ($0 < \alpha < 2$) 阶矩,使得基于高斯假定和二阶统计量的 EP 潜伏期变化检测方法的性能退化^[7,8].DLMP 算法^[4]是一种在高斯和分数低阶稳定分布条件下均具有很好韧性的自适应 EP 潜伏期变化检测方法.然而,这种算法仅适用于 $1 < \alpha \leq 2$ 的情况.如果 $\alpha \leq 1$,DLMP 算法不能正常工作,甚至不能收敛,因此需要研究新算法以满足在整

个 $\alpha \in (0, 2]$ 稳定分布范围内检测 EP 潜伏期的需要.

基于分数低阶信号处理理论,本文提出了一种动态检测 EP 潜伏期变化的自适应分数低阶协方差算法,简称为 AFLC.这种算法通过对带噪 EP 信号进行非线性变换,将原始为分数低阶 α 稳定分布过程的带噪 EP 信号转变为二阶矩过程,从而在整个 $\alpha \in (0, 2]$ 范围内具有良好的韧性.

2 信号噪声模型

用于 EP 信号潜伏期变化检测的信号模型如式(1)所示:

$$x_1(k) = s(k) + v_1(k) \quad (1)$$

$$x_2(k) = s(k - D) + v_2(k)$$

式中, $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$ 分别表示参考和被测 EP 信号, $s(k)$, $v_1(k)$ 和 $v_2(k)$ 分别表示无噪声 EP 信号和加性噪声, D 表示待估计的 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 $x_1(k)$ 通常由许多(例如 1000)扫描的原始带噪 EP 信号平均而得,故常忽略其中的噪声项^[3,4]. 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

收稿日期:2002-07-15;修回日期:2003-10-28

基金项目:国家自然科学基金(No. 30170259, No. 60172072, No. 60372081);辽宁省科学技术基金(No. 2001101057)

号模型,包括了高斯分布和非高斯分布两种情况. α 稳定分布通常用其特征函数

$$\begin{aligned} \psi(t) &= \exp\{j\mu t - |t|^\alpha [1 + \beta \operatorname{sgn}(t) \omega(t, \alpha)]\}, \\ \omega(t, \alpha) &= \begin{cases} \tan(\pi\alpha/2), & \alpha \neq 1 \\ (2/\pi) \log |t|, & \alpha = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

和与其密切相关的 4 个参数来进行描述. 式中, α 为特征指数, 表示 α 稳定分布概率密度函数拖尾的厚度, α 值越小, 其拖尾就越厚; γ 为分散系数, 表示 α 稳定分布的分散程度; β 为对称参数, 当 $\beta = 0$ 时, 称为对称 α 稳定分布, 记为 sas ; μ 为位置参数, 对于 sas 分布, 表示分布的均值或中值^[9,10]. 当 $\alpha = 2$ 时, α 稳定分布的特征函数与高斯分布的特征函数完全相同, 这表明高斯分布是 α 稳定分布当 $\alpha = 2$ 时的特例. $0 < \alpha < 2$ 时的 sas 分布保持了高斯分布的一些特性, 但又有明显不同. 其显著特征是在其统计分布上有较厚的拖尾, 即远离均值或中值的样本数较多, 从而造成了其时间域波形上较多的尖峰脉冲. 我们定义 $0 < \alpha < 2$ 的 α 稳定分布为低阶 α 稳定分布以区别于 $\alpha = 2$ 的高斯分布. 式(2)中, $\operatorname{sgn}(\cdot)$ 为符号函数. 实验分析表明^[4], 带噪 EP 信号满足 $0 < \alpha < 2$, 为分数低阶 α 稳定分布过程. 由于低阶 α 稳定分布过程没有有限的二阶统计量, 因此, 基于二阶统计量和高斯噪声假定所设计的信号处理器在低阶 α 稳定分布噪声条件下, 其性能显著退化.

3 新算法

3.1 分数低阶协方差的概念

分数低阶协方差^[9]是一种有效的时间延迟估计方法, 在分数低阶 α 稳定分布的全部范围内 ($0 < \alpha \leq 2$) 具有较好的噪声抑制作用. 分数低阶协方差定义为

$$R_f(m) = E[(x_1(k))^{<a>} (x_2(k+m))^{}], \quad 0 \leq a < \alpha/2, 0 \leq b < \alpha/2, 0 < \alpha \leq 2 \quad (3)$$

式中, 符号 $\cdot^{<a>} = |A|^{<a>} \operatorname{sgn}(A)$ 定义^[9], m 为时移变量, a 和 b 分别为输入信号 $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$ 的分数低阶指数. 信号 $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$ 之间的时间延迟由 $R_f(m)$ 峰值所对应的时移值 $D = \arg \max_m R_f(m)$ 来确定. 其缺点是不能动态检测 EP 潜伏期随时间的变化, 具有一定的局限性.

3.2 自适应分数低阶协方差算法

协方差的动态估计可以利用式(4)的单极点低通滤波器自适应实现^[11,12] (简称为 ACV 算法):

$$R(m, k) = \lambda R(m, k-1) + (1-\lambda) x_1(k) x_2(k+m), |m| \leq M \quad (4)$$

式中, $R(m, k)$ 表示 k 时刻协方差函数 $R(m)$ 的估计, 正整数 M 为估计过程中最大可能时移, $0 < \lambda < 1$ 为平滑参数, 用于控制低通滤波器的时间常数. 若假定 $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$ 的乘积 $x_1(k) x_2(k)$ 为系统的输入信号, $R(m, k)$ 为系统的输出信号, 则该低通滤波器的系统函数 $H(z)$ 和单位脉冲响应 $h(k)$ 分别为

$H(z) = \frac{1-\lambda}{1-\lambda z^{-1}}$ 和 $h(k) = (1-\lambda) \lambda^k u(k)$, 其中 $u(k)$ 为单位阶跃函数. 可以看出, 系统是因果的, 且只要满足 $0 < \lambda < 1$, 则系统是稳定收敛的. 当输入信号为分数低阶 α 稳定分布过程时, 由于 $x_1(k) x_2(k)$ 没有有限的二阶矩, 故式(4)所示的协方

差自适应估计算法不能可靠收敛.

分数低阶协方差的概念可以被引伸, 用于在分数低阶 α 稳定分布条件下自适应估计 EP 潜伏期的变化. 对两路带噪 EP 信号进行形如 $A^{<c>} = |A|^{<c>} \operatorname{sgn}(A)$ 处理, 得到:

$$y_1(k) = [x_1(k)]^{<a>} = |x_1(k)|^a \operatorname{sgn}[x_1(k)], 0 \leq a < \alpha/2$$

$$y_2(k) = [x_2(k)]^{} = |x_2(k)|^b \operatorname{sgn}[x_2(k)], 0 \leq b < \alpha/2 \quad (5)$$

可以证明, $y_1(k)$ 和 $y_2(k)$ 均为有限二阶矩过程 (见本文第 4 节的性能分析). 这样, 采用与式(4)相应的滤波器, 当输入信号为 $y_1(k)$ 和 $y_2(k)$ 的乘积 $y_1(k) y_2(k)$ 时, 可以得到稳定可靠的 EP 潜伏期变化的估计结果. 自适应分数低阶协方差 (AFLC) 算法如式(6)所示:

$$\begin{aligned} R_f(m, k) &= \lambda R_f(m, k-1) + (1-\lambda) y_1(k) y_2(k+m) \\ &= \lambda R_f(m, k-1) + (1-\lambda) |x_1(k)|^a \operatorname{sgn}[x_1(k)] \\ &\quad |x_2(k+m)|^b \operatorname{sgn}[x_2(k+m)], \\ &\quad |m| \leq M, 0 \leq a < \alpha/2, 0 \leq b < \alpha/2 \end{aligned} \quad (6)$$

EP 潜伏期估计变化由 $D = \arg \max_m R_f(m)$ 给出. 在式(6)中, 如果 $a = b = 1$, 则式(6)与式(4)相同, 这表明, AFLC 算法是自适应协方差算法 (ACV) 的推广和一般化, 而其动态范围则推广到 $\alpha \in (0, 2]$. 如果令 $a = b = 0$, 则 AFLC 算法变为:

$$R_s(m, k) = \lambda R_s(m, k-1) + (1-\lambda) \operatorname{sgn}[x_1(k) x_2(k+m)], \quad |m| \leq M \quad (7)$$

这样, $0 \leq a < \alpha/2$ 和 $0 \leq b < \alpha/2$ 的条件永远得到满足.

4 性能分析

4.1 AFLC 的韧性分析

根据分数低阶矩理论, 本文分析了经由 $y(k) = [x(k)]^{<c>} = |x(k)|^c \operatorname{sgn}[x(k)], 0 \leq c < \alpha/2 \leq 1$ 的非线性变换 $y(k)$ 的特性, 得到了以下三个结果.

结果 1 如果 $x(k)$ 为一 sas 过程 ($\beta = 0$), 且 $\mu = 0$, 则当 $0 \leq c < \alpha/2 \leq 1$ 时, $y(k)$ 具有对称分布的概率密度函数, 且其均值为 0.

结果 2 如果 sas 过程 $x(k)$ 满足 $\gamma > 0$ 和 $\mu = 0$, 则当 $0 \leq c < \alpha/2 \leq 1$ 时, $y(k)$ 的 α 阶范数 $\|y(k)\|_\alpha > 0$.

结果 3 如果 $x(k)$ 为 sas 过程, 且满足 $0 < \alpha \leq 2, \mu = 0$, 则当 $0 \leq c < \alpha/2 \leq 1$ 时, $y(k)$ 具有有限的二阶矩 (称 $y(k)$ 为二阶矩过程).

结果 1~结果 3 的证明将在附录 A 中给出. 综合结果 1、结果 2 和结果 3 可知: 若 $x(k)$ 为 sas 过程, 且满足 $\mu = 0, \beta = 0, \gamma > 0$ 和 $0 \leq c < \alpha/2 \leq 1$, 则 $y(k) = [x(k)]^{<c>}$ 的均值为 0, 概率密度函数满足对称分布, 其 α 阶范数大于 0, 并具有有限的二阶矩. 即 $y(k) = [x(k)]^{<c>}$ 为二阶矩过程.

4.2 AFLC 的收敛性分析

设 $R_f(m, k)$ 的初值为 $R_f(m, 0)$, 经过 k 次迭代, 有

$$R_f(m, k) = \lambda^k R_f(m, 0) + (1-\lambda) \sum_{i=0}^{k-1} \lambda^i y_1(k) y_2(m+k) \quad (8)$$

如果满足收敛条件 $0 < \lambda < 1$, 则式(8)中当 $k \rightarrow \infty$ 时有: $\lim_{k \rightarrow \infty} \lambda^k$

$= 0$, 且 $\lim_{k \rightarrow \infty} \sum_{i=0}^{k-1} \lambda^i = \frac{1}{1-\lambda}$. 这样,

$$E[R_f(m, k)] = R_f(m) \quad (9)$$

式(9)表明,若收敛条件得到满足,则 AFLC 算法对于分数低阶协方差的估计稳定收敛,且无偏.

根据以上分析可知 AFLC 算法具有以下几个主要特点:第一,经过式(5)所示的非线性变换,将具有分数低阶 α 稳定分布特性的原始带噪 EP 信号转换为二阶矩过程,从而保证了算法在 Gaussian 和分数低阶 α 稳定分布条件下的韧性;第二,可以适用于全部 $0 < \alpha \leq 2$ 的范围,有效地扩展了算法的应用范围;第三,式(6)所示 AFLC 算法对协方差函数 $R_f(m, k)$ 的估计是无偏的.

5 计算机仿真与实验数据分析

为了检验 AFLC 算法的韧性,按照式(1)构造两路输入信号,其中噪声项分别为高斯和低阶 SCS 过程,且满足 $\mu = 0$. 随扫描数 n 变化的潜伏期变化设定为

$$D_n = \begin{cases} 0, & 1 \leq n \leq 100 \\ 10 T_s, & 101 \leq n \leq 200 \\ 10 T_s (400 - n) / 200, & 201 \leq n \leq 400 \\ 0, & 401 \leq n \leq 500 \end{cases} \quad (10)$$

式中, T_s 表示离散信号样本的采样周期. 混合信噪比^[9]按照 $MSNR = 10 \log_{10}(\sigma_s^2 / \gamma_v)$ 设定,其中 σ_s^2 表示信号项的方差, γ_v 表示噪声项的分散系数.

5.1 α 参数的影响

特征指数 α 直接影响其概率密度函数的拖尾厚度和时域波形的脉冲程度. 图 1 给出了采用 ACV 和 AFLC 两种算法在不同 α 值的噪声条件下估计 EP 潜伏期变化的结果. 设定 $\lambda = 0.7$, $a = b = 0$, 且 $MSNR = -20$ dB. 显然, AFLC 算法给出较小的估计误差.

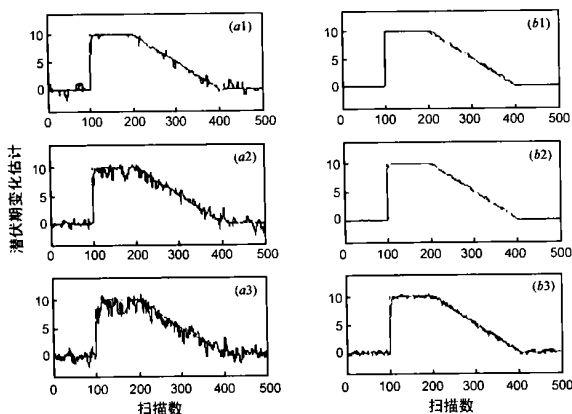


图 1 不同 α 值条件下 ACV (a1, a2, a3) 和 AFLC 算法 (b1, b2, b3) 估计 EP 潜伏期变化的结果比较. 图中, (a1) 和 (b1), (a2) 和 (b2), (a3) 和 (b3) 分别对应于 $\alpha = 0.4$; $\alpha = 0.9$ 和 $\alpha = 1.5$.

5.2 平滑参数的影响

在 AFLC 算法中,平滑参数用于控制迭代过程的收敛速度,其对于 EP 潜伏期变化估计的作用是显著的,因此需要仔

细选择. 图 2(a) 给出了不同 λ 值条件下,分别采用 ACV 和 AFLC 算法估计 EP 潜伏期变化的结果. 设定 $\alpha = 0.8$, $a = b = 0.35$ 且 $MSNR = -20$ dB. 由图 2(a) 可以看出,对应于相同的 λ 值,两种算法所得到的结果有明显的差别. 显然, AFLC 算法具有较好的韧性,而作为对照的基于二阶统计量的 ACV 算法,其性能在分数低阶 α 稳定分布噪声下显著退化. 另一方面, λ 值的选取对于估计结果亦有影响. 当 λ 值较大时, AFLC 算法对上次迭代所得到的分数低阶协方差估值取较大的权重,从而引起较慢的收敛;当 λ 值较小时,算法对当前输入取较大的权重,从而造成较快的收敛和较大的估计误差. 因此需要在收敛速度和估计精度二者之间取得折衷.

5.3 混合信噪比的影响

与其它信号处理算法一样,噪声会对 ACV 算法和 AFLC 算法的估计性能产生一定的影响. 图 2(b) 给出了不同 MSNR 值条件下,分别采用 ACV 和 AFLC 算法估计 EP 潜伏期变化的结果. 设定 $\alpha = 0.8$, $a = b = 0.35$ 且 $\lambda = 0.6$. 由图 (b) 可以看出, AFLC 算法在分数低阶 α 稳定分布噪声下具有非常好的韧性,即使当 MSNR 低至 -50 dB 时,仍然能给出很好的估计结果.

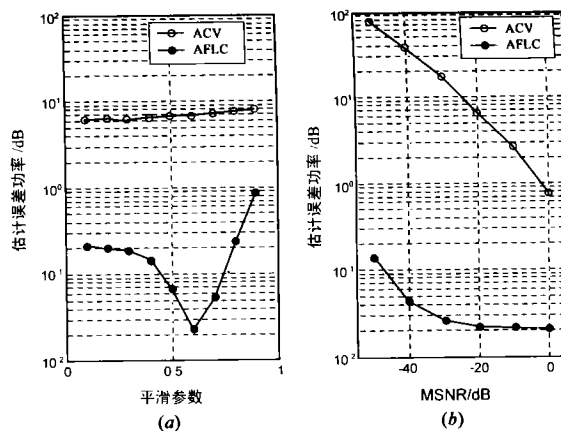


图 2 不同 λ 值和不同 MSNR 条件下 ACV 算法和 AFLC 算法估计 EP 潜伏期变化的结果比较. (a) 估计误差功率与 λ 值的关系; (b) 估计误差功率与 MSNR 值的关系

5.4 参数 a 和 b 的影响

参数 a 和 b 对于 AFLC 算法 EP 潜伏期变化估计的精度有一定的影响. 图 3 给出了估计误差的功率随参数 a 变化的曲线(取 $b = a$). 设定 $MSNR = -20$ dB, $\alpha = 1.2$, $\lambda = 0.7$. 图中的垂直虚线表示 $\alpha/2 = 0.6$. 如果 a 和 b 的取值满足 $a = b < \alpha/2$, 则估计误差的功率没有显著的变化. 然而, 当 $a = b > \alpha/2$ 时, 估计误差显著增加.

5.5 实验数据分析

分别采用 ACV 算法和 AFLC 算法检测由加速度撞击实验^[6]所获得 EP 信号的潜伏期变化,以确定神经系统损伤与加速度之间的因果关系,并比较两种算法在分数低阶 α 稳定分布噪声条件下的韧性. 峰值为 700 m/s^2 的加速度发生在第 601 个扫描. 在加速之前、之中和之后连续记录下实验目标的体表 EP 信号 ($\alpha = 1.5$, $N = 2000$, $K = 600$). 外部刺激的重复频

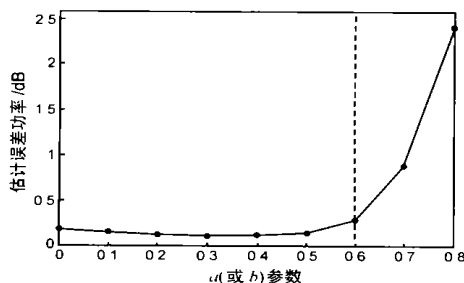


图3 参数 a (和 b) 的取值对 EP 潜伏期变化估计误差功率的影响

率为 5Hz. 图 4 给出了分别采用两种算法检测 EP 潜伏期变化的结果. 在加速度施加之前的 600 个扫描, 诱发电位的潜伏期围绕零值有较小的波动. 当巨大的加速度施加时, 实验目标的中枢神经系统发生显著的损伤, 由此造成 EP 潜伏期的显著延迟. 其后, 潜伏期变化逐渐恢复零值. 显然, 在低阶稳定分布噪声条件下, ACV 算法产生显著的估计噪声, 而 AHLIC 算法则可靠检测出加速度施加时刻及之后的潜伏期变化, 与神经系统的变化基本一致.

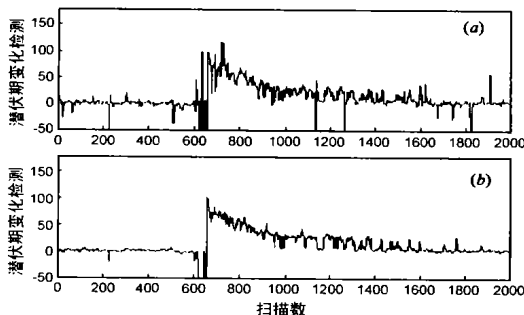


图4 ACV 算法 (a) 和 AHLIC 算法 (b) 进行加速度实验数据 EP 潜伏期变化检测的结果 (MSNR 约为 -15dB).

6 结论

根据分数低阶 α 稳定分布噪声的特性和分数低阶协方差原理, 本文提出了一种自适应分数低阶协方差 EP 潜伏期变化估计方法, 简称为 AHLIC 算法. 性能分析, 计算机仿真和实验数据分析的结果表明, 通过非线性变换, AHLIC 算法把原本具有分数低阶 α 稳定分布特性 EP 信号转变为二阶矩过程, 从而保证了算法本身在整个 $\alpha \in (0, 2)$ 范围内的可靠收敛及 EP 潜伏期变化估计的韧性和精度. 另一方面, 算法的平滑参数 λ 和 a, b 参数, 均对 EP 潜伏期变化的估计具有一定的影响. 其中, λ 取 $(0, 1)$ 范围中间部分的值时, 估计误差较小. 在满足 $0 \leq a = b < \alpha/2 \leq 1$ 时, a, b 参数的取值变化对估计结果没有显著影响; 当 a, b 取值一旦超出上述范围, 估计性能显著退化.

附录 A

1 结果 1 的证明

由于 $x(k)$ 为一 ssc 过程, 且有 $\mu = 0$ 和 $\beta = 0$, 则其概率密度函数 $f(x)$ 为一偶函数, 且关于 $\mu = 0$ 对称. 即有 $f(x) = f$

$(-x)$. 为了简洁, 暂时省略离散时间变量 k , 并定义

$$y = \psi(x) = x^{<c>} = |x|^c \text{sgn}[x] \quad (A1)$$

由于 $\psi(-x) = |-x|^c \text{sgn}[-x] = -\psi(x)$, 知 $\psi(x)$ 为 x 的奇函数. 又因为 $y = \psi(x) = \begin{cases} x^c, & x \geq 0 \\ -(-x)^c, & x < 0 \end{cases}$ 的一阶导数为 $\frac{dy}{dx}$

$$= \psi'(x) = \begin{cases} cx^{c-1} \geq 0, & x \geq 0 \\ c(-x)^{c-1} \geq 0, & x < 0 \end{cases} \text{ 故 } y = \psi(x) \text{ 为 } x \text{ 的单调增函数. 设其反函数为 } x = \psi^{-1}(y) = \xi(y), \text{ 由于 } y = \psi(x) \text{ 为 } x \text{ 的单调奇函数, 知 } x = \xi(y) \text{ 为 } y \text{ 的单调奇函数, 即有 } \xi(-y) = -\xi(y). \text{ 设 } y \text{ 的概率密度函数为 } g(y), \text{ 则由 } g(y) = f(x) |dx/dy| = f[\xi(y)] |dx/dy|, \text{ 有}$$

$$g(-y) = f(-x) |dx/dy| = f[-\xi(y)] |dx/dy| = f[\xi(y)] |dx/dy| = g(y) \quad (A2)$$

即 $g(y)$ 为 y 的偶函数. 且由 $E[y] = \int_{-\infty}^{\infty} yg(y) dy = 0$, 知 $y(k)$ 满足对称分布, 且均值为 0.

2 结果 2 的证明

$x(k)$ 的 α 阶范数为 $x(k)_{\alpha} = [|x(1)|^{\alpha} + \dots + |x(N)|^{\alpha}]^{1/\alpha}$, 其中 N 表示 $x(k)$ 的样本数. 由于 $y_x > 0$, 有 $y_x^{1/\alpha} > 0$, 则至少可以找到一个 $x(i) \neq 0, i \in [1, N]$. 因此, 至少存在一个 $y(i) \neq 0, i \in [1, N]$. 于是有 $y(k)_{\alpha} = [|y(1)|^{\alpha} + \dots + |y(N)|^{\alpha}]^{1/\alpha} > 0$.

3 结果 3 的证明

对 $y^2(k)$ 取数学期望, 有 $E[y^2(k)] = E[|x(k)|^c \text{sgn}[x(k)]^2] = E[|x(k)|^{2c}]$. 已知 $x(k)$ 存在不超过 α 阶矩^[9,10], 在满足 $0 \leq c < \alpha/2 \leq 1$ 的条件下, 有 $E[y^2(k)] = \text{Var}[y(k)] < \infty$, 即 $y(k)$ 的均值为 0, 且具有有限的二阶矩.

参考文献:

- [1] X Kong, N V Thakor. Adaptive estimation of latency changes in evoked potentials [J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 1996, 43(2): 189 - 197.
- [2] 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.
- [3] X Kong, T Qiu. Latency change estimation for evoked potentials via frequency adaptive phase spectrum analyzer [J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 1999, 46(8): 1004 - 1012.
- [4] X Kong, T Qiu. Adaptive estimation of latency change in evoked potentials by direct least mean p-norm time delay estimation [J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 1999, 46(8): 994 - 1003.
- [5] N Hazarika, A C Tsai, A A Sergejew et al. Nonlinear considerations in EEG signal classification [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1997, 45(4): 829 - 936.
- [6] D Matson, M Weiss. Evoked potential analysis of impact acceleration experiments [A]. AGARD Conf. Proc [C]. Neuill Sur Seine, France, 1998, no. 432, 28: 1 - 13.
- [7] 邱天爽, X Kong, 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):23-29.
- [8] 邱天爽,王宏禹,张杨等.一种基于非线性变换的 EP 潜伏期变化自适应检测方法[J].电子与信息学报,2002,24(12):1842-1849.
- [9] X Ma, C L Nikias. Joint estimation of time delay and frequency delay in impulsive noise using fractional lower order statistics [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1996, 44(11):2069-2087.
- [10] C L Nikias, M Shao. Signal Processing with Alpha-Stable Distributions and Applications [M]. New York: John Wiley and Sons, Inc., 1995.
- [11] D H Youn, S N Chiou, Y J Mathews. Adaptive phase transform processor for time delay estimation [J]. Journal of the Acoustical Soc. of America, 1986, 80(1):188-194.
- [12] N Ahmed, S Vijayendra. An algorithm for line enhancement [J]. Proceedings of the IEEE, 1982, 70(12):1459-1460.

作者简介:



邱天爽 男,1954 年生于辽宁省抚顺市,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 80 篇,曾获国家教育部科学技术二等奖等多项科技奖励。



王宏禹 男,1929 年生于北京市,1951 年毕业于天津北洋大学,现为大连理工大学教授,博士生导师,中国通信学会会士,信号处理学会委员会委员,主要从事随机与时变信号处理方面的研究和教学工作,著有《随机数字信号处理》等 7 本专著,在国内外重要刊物上发表论文约 100 篇,曾获国家教委科技进步一等奖等多项科技奖励。



孙永梅 女,1974 年生于辽宁省盘锦市,2000 年硕士毕业于大连铁道学院,现为大连理工大学信号与信息处理专业博士研究生,主要从事信号与信息处理方面的研究工作。