

## 脉冲噪声环境下的自适应时间延迟估计新方法

孙永梅 邱天爽

(大连理工大学电子与信息工程学院 大连 116024)

**摘要:** 基于自适应分数低阶协方差 (AFLC) 的时间延迟估计方法在脉冲噪声环境下具有良好的韧性, 但是算法中参数  $a$  和  $b$  的取值对于算法的估计精度有一定的影响。针对信号噪声的非平稳特性, 该文提出一种动态参数估计方法, 并在此基础上提出一种不受约束条件限制的修正的自适应分数低阶协方差 (M-AFLC) 算法。计算机仿真结果表明, 递推参数估计方法在平稳和非平稳噪声环境下都能够很好地工作, M-AFLC 算法既保留了 AFLC 算法的全部优点, 又避免了 AFLC 算法在约束条件不满足时的性能退化。

**关键词:** 信号处理, 脉冲噪声,  $\alpha$  稳定分布, 参数估计, 时间延迟

**中图分类号:** TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2005)05-0740-05

## A New Method of Adaptive Time Delay Estimation in Impulsive Noise Environments

Sun Yong-mei Qiu Tian-shuang

(Dept. of Electronic Engineering of Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

**Abstract** The Adaptive Fractional Lower order Covariance (AFLC) time delay estimation method performs robust under impulsive noise environments, but the values of parameters  $a$  and  $b$  have effects on estimated precision. According to the non-stationary property of noises, this paper proposes a dynamic parameter estimation method and further proposes a Modified Adaptive Fractional Lower order Covariance (M-AFLC) method. Computer simulation indicates that the iterative parameter estimation method performs well under both stationary and non-stationary noise conditions. It also shows that the M-AFLC maintains the merits of the AFLC, and at the same time the proposed method avoids the degradation of AFLC while the restriction unsatisfied.

**Key words** Signal processing, Impulsive noise,  $\alpha$ -stable distribution, Parameter estimation, Time delay estimation

### 1 引言

在实际应用中所遇到的许多信号或噪声往往具有显著的尖峰脉冲特性。由于这种脉冲特性, 使得这类过程的统计特性显著偏离高斯分布, 特别是其概率密度函数的衰减过程比高斯分布要慢, 从而造成了显著的拖尾。研究表明, 水声信号、低频大气噪声、许多生物医学信号以及许多人为噪声都属于这类过程<sup>[1-4]</sup>。如果采用高斯分布模型来描述这类过程, 将会由于模型与信号噪声不能很好匹配而导致所设计的信号处理器显著退化。而  $\alpha$  稳定分布则为这类过程提供了非常有用的理论工具。因此, 通常用  $\alpha$  稳定分布模型来描述这类具有显著尖峰脉冲状波形和较厚概率密度函数拖尾的随机信号。

与其他统计模型不同, 除少数特定情况外,  $\alpha$  稳定分布没有统一闭式的概率密度函数。通常用特征函数和 4 个参数:

$\alpha, \beta, \gamma, \mu$  来对其进行描述:

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

其中,  $\operatorname{sgn}(\cdot)$  为符号函数,  $0 < \alpha \leq 2$  为特征指数,  $\gamma > 0$  为分散系数,  $-\infty < \mu < +\infty$  为位置参数,  $-1 \leq \beta \leq 1$  为对称参数, 当  $\beta = 0$  时, 称为对称  $\alpha$  稳定分布, 记为  $S\alpha S$ 。用  $\alpha$  稳定分布作为建模工具是非常灵活的, 主要原因在于它的特征指数  $\alpha$ ,  $0 < \alpha \leq 2$  可以用于控制概率密度函数拖尾的厚度。 $\alpha$  值越小, 表明所对应的信号噪声中有越显著的尖峰脉冲; 而  $\alpha$  越接近于 2, 则更接近高斯特性; 当  $\alpha = 2$  时, 则为高斯分布。我们定义  $0 < \alpha < 2$  的  $\alpha$  稳定分布为分数低阶  $\alpha$  稳定分布以区别于  $\alpha = 2$  的高斯分布。由于信号噪声的非平稳特性,  $\alpha$  稳定分布的特征指数  $\alpha$  常常是随时间变化的。因此, 特征指数  $\alpha$  等参数的正确估计对于脉冲噪声环境下的信号处理器性能有着至关重要的影响。

时间延迟估计是数字信号处理领域的一个十分活跃而又重要的研究分支,并在声纳、雷达、生物医学工程和地球物理勘探等方面得到了广泛的应用。基于相关分析的时间延迟估计方法通常假设信号噪声为高斯分布,这类算法在脉冲噪声环境下性能退化,而基于分数低阶协方差(FLOC)的时间延迟估计方法在分数低阶 $\alpha$ 稳定分布和高斯分布的噪声环境下都表现出良好的韧性<sup>[3,4]</sup>。

## 2 基于相关分析的时间延迟估计

考虑两接收信号满足式(2)的离散信号模型:

$$\left. \begin{aligned} x_1(k) &= s(k) + v_1(k) \\ x_2(k) &= s(k-D) + v_2(k) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中 $s(k)$ 为目标信号, $D$ 为时延真值, $v_1(k)$ 和 $v_2(k)$ 分别为接收到的背景噪声。

相关分析是比较两个函数或信号的时间域相似程度的基本方法,若式(2)中的信号和噪声均为实的正态平稳随机过程且满足三者互不相关的假定,则有

$$R_{12}(m) = E[x_1(k)x_2(k+m)] = R_{ss}(m-D) \quad (3)$$

式中 $R_{ss}(\cdot)$ 表示信号 $s(n)$ 的自相关函数,当 $m-D=0$ 时, $R_{ss}(\cdot)$ 达到最大值。因此,选择 $R_{ss}(m-D)$ 取得最大值的 $m$ 值:

$$\hat{D} = \arg \{ \max_m [R_{ss}(m-D)] \} \quad (4)$$

作为时间延迟 $D$ 的估值。这就是基本相关时延估计法。为了抑制噪声功率,提高时延估计精度,可以对信号进行加权预处理然后再进行相关分析:

$$R_{12}(m) = F^{-1} \{ H(f) G_{x_1 x_2}(f) \} \quad (5)$$

式中 $F^{-1}\{\cdot\}$ 表示傅里叶逆变换, $G_{x_1 x_2}(f)$ 为两接收信号 $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$ 的互功率谱密度, $H(f)$ 为广义加权函数, $H(f)$ 的不同形式对应不同的广义相关加权方法。

在高斯噪声( $\alpha=2$ )环境下,基于相关分析的时间延迟估计方法具有较好的性能。但是在分数低阶 $\alpha$ 稳定分布噪声( $0<\alpha<2$ )环境下,上述方法的性能显著退化,甚至不能正常工作<sup>[1,3]</sup>。

## 3 基于分数低阶协方差的时间延迟估计

分数低阶协方差(FLOC)<sup>[3]</sup>是一种有效的时延估计方法,特别是对于分数低阶 $\alpha$ 稳定分布噪声有较好的抑制作用。分数低阶协方差定义为

$$R_f(m) = E[(x_1(k))^{<a>} (x_2(k+m))^{<b>}], \quad 0 \leq a < \alpha/2, 0 \leq b < \alpha/2, 0 < \alpha \leq 2 \quad (6)$$

式中, $m$ 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。符号 $\langle \cdot \rangle$ 定义为 $A^{\langle c \rangle} = |A|^c \text{sgn}(A)$ 。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来确定: $\hat{D} = \arg \max_m \hat{R}_f(m)$ 。这种方法在分数低阶 $\alpha$ 稳定分布噪声下具有良好的韧性,且其可以适用于全部 $0 < \alpha \leq 2$ 的范围。然而,它不能动态地估计时间延迟的变化,具有一定的局限性。

利用协方差的动态估计方法,并对两路带噪信号进行处理,可以得到自适应分数低阶协方差(AFLC)算法和约束条件<sup>[4]</sup>如式(7)所示:

$$\hat{R}_f(m, k) = \lambda \hat{R}_f(m, k-1) + (1-\lambda) |x_1(k)|^a \cdot \text{sgn}[x_1(k)] |x_2(k+m)|^b \cdot \text{sgn}[x_2(k+m)], \quad |m| \leq M, 0 \leq a < \alpha/2, 0 \leq b < \alpha/2 \quad (7)$$

时间延迟估计由式(8)给出:

$$\hat{D} = \arg \max_m \hat{R}_f(m) \quad (8)$$

这种方法在分数低阶 $\alpha$ 稳定分布噪声下具有良好的韧性,且其可以适用于全部 $0 < \alpha \leq 2$ 的范围。但是参数 $a$ 和 $b$ 对于算法的估计精度有一定的影响。如果 $a$ 和 $b$ 的取值满足 $0 \leq a < \alpha/2, 0 \leq b < \alpha/2$ ,则估计误差的功率没有显著的变化。然而,当 $a > \alpha/2$ 或 $b > \alpha/2$ 时,估计误差显著增加。

## 4 修正的自适应分数低阶协方差算法

为了保证AFLC算法的可靠性,必须根据分数低阶 $\alpha$ 稳定分布噪声的 $\alpha$ 值适当选取参数 $a$ 和 $b$ 。因此,特征指数 $\alpha$ 的正确估计对于AFLC算法性能有着至关重要的影响。由于信号噪声的非平稳特性, $\alpha$ 稳定分布的特征指数 $\alpha$ 常常是随时间变化的。已经存在很多关于分数低阶 $\alpha$ 稳定分布的参数估计方法,主要有样本分位数法<sup>[1]</sup>,渐进极值法<sup>[5]</sup>,对数参数估计法<sup>[6]</sup>等。但是这些参数估计方法只能对整个过程进行静态参数估计,而不能反映非平稳随机过程随时间的变化情况。本文提出一种递推估计 $\alpha$ 和 $\gamma$ 参数的算法,并在此基础上给出无约束条件限制的修正的AFLC算法(M-AFLC)。

### 4.1 递推参数估计法

如果 $X$ 是一个 $S\alpha S$ 随机变量, $Y = \ln|X|$ ,那么 $Y$ 的一阶矩和二阶矩分别为<sup>[6]</sup>

$$E[Y] = C_e \left( \frac{1}{\alpha} - 1 \right) + \frac{1}{\alpha} \ln \gamma \quad (9a)$$

$$\text{Var}[Y] = E[(Y - E(Y))^2] = \frac{\pi^2}{6} \left( \frac{1}{\alpha^2} + \frac{1}{2} \right) \quad (9b)$$

其中 $C_e = 0.57721566$ 是欧拉常数。 $\alpha$ 是特征指数, $\gamma$ 是分散系数。可以看出, $Y$ 的二阶矩(方差)只与 $\alpha$ 值有关, $Y$ 的一阶矩(期望)由 $\alpha$ 和 $\gamma$ 决定。因此,通过 $Y$ 的期望和方差可

以得到参数  $\alpha$  和  $\gamma$  的估计。

假定随机变量有  $N$  个样本, 每  $m$  ( $m < N$ ) 个样本估计一次参数  $\alpha$  和参数  $\gamma$ 。设在  $k$  时刻由第  $k-m+1$  个样本开始, 到第  $k$  个样本共  $m$  个样本估计得到的参数分别为  $\hat{\alpha}(k)$  和  $\hat{\gamma}(k)$ ; 在  $k+1$  时刻, 丢弃第  $k-m+1$  个样本, 同时增加当前时刻的新样本, 得到由第  $k-m+2$  个样本开始的  $m$  个样本, 此时的参数分别为  $\hat{\alpha}(k+1)$  和  $\hat{\gamma}(k+1)$ 。

式(9)中随机变量  $Y$  的期望和方差可以通过样本的均值和方差来近似表示。因此由第  $k-m+1$  个样本开始的  $m$  个样本的均值为

$$\frac{1}{m} \sum_{i=k-m+1}^k Y(i) = C_e \left( \frac{1}{\hat{\alpha}(k)} - 1 \right) + \frac{1}{\hat{\alpha}(k)} \ln \hat{\gamma}(k) \quad (10)$$

由第  $k-m+2$  个样本开始的  $m$  个样本均值可表示为

$$\frac{1}{m} \sum_{i=k-m+2}^{k+1} Y(i) = \frac{1}{m} \sum_{i=k-m+1}^k Y(i) + \frac{1}{m} [Y(k+1) - Y(k-m+1)] \quad (11)$$

将式(10)代入式(11), 整理得到由第  $k-m+2$  个样本开始的  $m$  个样本的分散系数:

$$\hat{\gamma}(k+1) = \exp \left\{ \hat{\alpha}(k+1) \left[ C_e \left( \frac{1}{\hat{\alpha}(k)} - 1 \right) \frac{1}{\hat{\alpha}(k)} \ln \hat{\gamma}(k) + \frac{1}{m} [Y(k+1) - Y(k-m+1)] + C_e \left( 1 - \frac{1}{\hat{\alpha}(k+1)} \right) \right] \right\} \quad (12)$$

同理可得由第  $k-m+2$  个样本开始的  $m$  个样本的特征指数:

$$\hat{\alpha}(k+1) = \frac{1}{\sqrt{(A+B+C)(6/\pi^2) - 1/2}} \quad (13)$$

其中

$$A = \frac{\pi^2}{6} \left( \frac{1}{\hat{\alpha}^2(k)} + \frac{1}{2} \right)$$

$$B = -\frac{2}{m} \left[ C_e \left( \frac{1}{\hat{\alpha}(k)} - 1 \right) \frac{1}{\hat{\alpha}(k)} \ln \hat{\gamma}(k) \right] [Y(k+1) - Y(k-m+1)]$$

$$C = \frac{Y^2(k+1) - Y^2(k-m+1)}{m} - \frac{1}{m^2} [Y(k+1) - Y(k-m+1)]^2$$

由式(12)和式(13)看出,  $\hat{\alpha}(k+1)$  和  $\hat{\gamma}(k+1)$  可以由  $\hat{\alpha}(k)$  和  $\hat{\gamma}(k)$  的迭代估计得到。迭代过程的初始值可以采用其他的参数估计方法得到。

## 4.2 新算法

AFLC 算法的正确估计依赖于算法中的参数  $a$  和  $b$  是否满足约束条件 ( $0 \leq a < \alpha/2$ ,  $0 \leq b < \alpha/2$ )。由于信号噪声的非平稳特性,  $\alpha$  稳定分布的特征指数  $\alpha$  往往是随时间变化的。因此, 对于选定的参数  $a$  和  $b$ , 有可能出现不满足约束条件的情况, 使得 AFLC 算法的估计精度受到影响。为了保

证  $a$  和  $b$  参数不受  $\alpha$  参数变化的影响, M-AFLC 算法采用了动态的随时间变化的  $a$  和  $b$  参数, 算法的迭代公式表示为

$$\hat{R}_f(m, k) = \lambda \hat{R}_f(m, k-1) + (1-\lambda) |x_1(k)|^{a(k)} \operatorname{sgn}[x_1(k)] \cdot |x_2(k+m)|^{b(k)} \operatorname{sgn}[x_2(k+m)] \quad (14)$$

式中

$$a(k) = b(k) = \begin{cases} \alpha(k)/2 - \varepsilon, & \alpha(k)/2 \geq \varepsilon \\ 0, & \alpha(k)/2 < \varepsilon \end{cases} \quad (15)$$

式中  $\varepsilon$  为一个比较小的值, 在计算机模拟实验中, 常取  $\varepsilon = 0.1$ 。对参数  $\alpha$  的动态估计可以采用前面给出的递推参数估计法得到。由于采用了随参数  $\alpha$  实时变化的参数  $a$  和  $b$ , 因此可以保证约束条件永远得到满足。M-AFLC 算法既保留了 AFLC 算法的全部优点, 又避免了 AFLC 算法在约束条件不满足时的性能退化。

M-AFLC 算法在整个  $\alpha \in (0, 2]$  范围内具有良好的韧性。该算法在分数低阶  $\alpha$  稳定分布噪声环境下保持韧性的直接原因是其迭代式(14)中将原本为分数低阶  $\alpha$  稳定分布的带噪信号经非线性变换  $[x(k)]^{<c>} = |x(k)|^c \operatorname{sgn}[x(k)]$ , ( $0 \leq c < \alpha/2$ ) 转变为二阶矩过程<sup>[4]</sup>了。若满足  $0 < \lambda < 1$ , 则 M-AFLC 算法对  $\hat{R}_f(m, k)$  的估计能够稳定收敛, 且无偏。

## 5 性能比较

### 5.1 不同参数估计方法的性能比较

5.1.1 参数  $\alpha$  的影响 (1) 参数  $\alpha$  为定值 表1给出了对应于不同  $\alpha$  值, 样本数  $N=2000$ , 独立运行 20 次, 4 种方法估计  $\alpha$  值所得到的均值和标准偏差。可以看出样本分位数法适用于  $\alpha \geq 0.6$  的情况(样本分位数法中的查找表限定了  $\alpha$  的范围), 当  $\alpha < 0.6$  时不能正常估值, 仿真结果中可以看出  $\alpha = 0.2$  时, 样本分位数法估计值 ( $\hat{\alpha} = 0.5930$ ) 明显偏离均值。其他 3 种方法则相反;  $\alpha$  值越小, 估计的精度越高。对数参数估计法和递推参数估计法在上述参数估计方法中性能较好。

表1  $\alpha = 0.2, 0.6, 1.0, 1.4, 1.8$  时 4 种参数估计方法的比较

	0.2	0.6	1.0	1.4	1.8
样本分位数法	0.5930 (0.3930)	0.6102 (0.0235)	1.0062 (0.0265)	1.4016 (0.0499)	1.8196 (0.0801)
渐进极值法	0.1911 (0.0108)	0.5697 (0.0384)	0.9751 (0.0539)	1.4208 (0.0832)	2.1167 (0.3357)
对数参数估计法	0.1988 (0.0044)	0.5984 (0.0148)	1.0016 (0.0247)	1.4106 (0.0767)	1.7639 (0.1100)
递推参数估计法	0.1984 (0.0073)	0.6003 (0.0218)	1.0095 (0.0384)	1.4201 (0.0809)	1.7614 (0.1211)

(2) 参数  $\alpha$  随时间变化 设定  $S\alpha S$  随机变量  $X$  的  $\alpha$  参数随扫描数  $n$  的变化为

$$\alpha(n) = \begin{cases} 1.5, & 1 \leq n \leq 200 \\ 0.6, & 201 \leq n \leq 400 \\ 1.2, & 401 \leq n \leq 500 \end{cases} \quad (16)$$

每个扫描有 128 个样本, 分别采用静态对数参数估计法和递推参数估计法对随机变量  $X$  的  $\alpha$  参数进行估计, 结果如图 1 所示。利用递推法进行参数估计时设定样本长度  $m=1000$ , 每个扫描估计一个  $\alpha$  值。在图 1 中, 点划线为对数参数估计方法所得到的结果, 其值为  $\hat{\alpha}=0.8242$ , 显著偏离所设定的  $\alpha(n)$  值, 且不能反映出  $\alpha$  参数的动态变化。实线为递推参数估计方法的结果, 其标准偏差为 0.1134, 显然, 这种方法可以较好地跟踪  $S\alpha S$  随机变量  $X$  特性的变化。

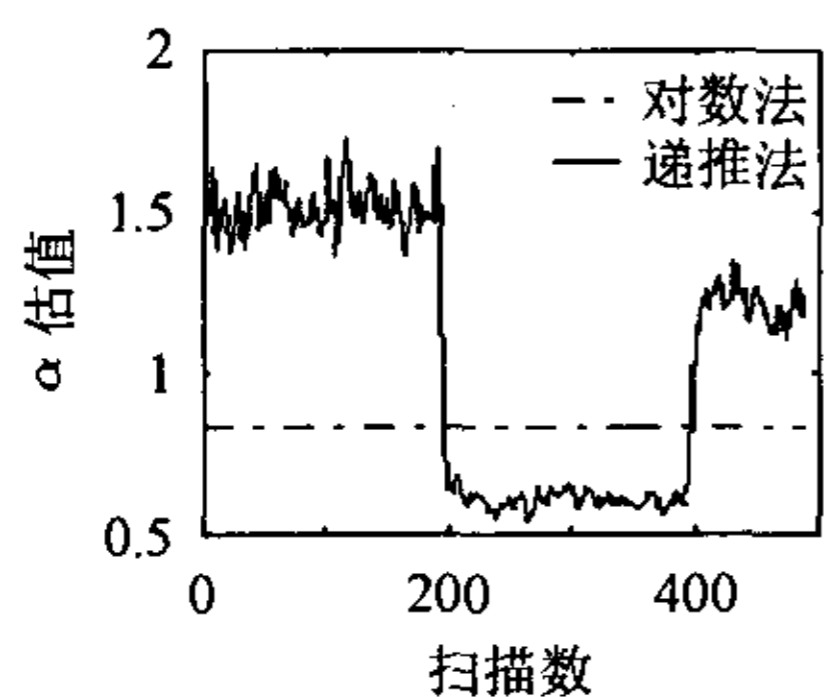


图 1 对数参数估计法与递推参数估计法的结果比较

5.1.2 样本数的影响 表 2 中给出了对应于不同样本数,  $\alpha=1.2$ , 独立运行 20 次, 4 种参数估计方法估计  $\alpha$  值所得到的均值和标准偏差。可以看出样本分位数法和对数参数估计法的性能受样本数的影响较大, 随着样本数的增多, 估计的标准偏差变小, 即精确度增高。而渐进极值法和递推参数估计法则与样本数关系不大, 原因是这两种方法都是将数据分段处理, 所以估计的精度主要取决于分段的数目和每一段的样本数。表 2 中的仿真结果分别对应于渐进极值法 ( $L=200$ ) 和递推参数估计法 ( $m=1000$ )。

表 2 样本数  $N=2000, 4000, 6000, 8000, 10000$  时 4 种参数估计方法的比较

	2000	4000	6000	8000	10000
样本分位数法	1.1618 (0.0418)	1.2162 (0.0246)	1.2229 (0.0226)	1.2124 (0.0188)	1.2153 (0.0188)
渐进极值法	1.1196 (0.0771)	1.2016 (0.0931)	1.2511 (0.0865)	1.2608 (0.0859)	1.2802 (0.0766)
对数参数估计法	1.1279 (0.0500)	1.1555 (0.0350)	1.1746 (0.0259)	1.1839 (0.0241)	1.1884 (0.0190)
递推参数估计法	1.1339 (0.0671)	1.1537 (0.0614)	1.2028 (0.0591)	1.1557 (0.0786)	1.1744 (0.0697)

5.2 不同时间延迟估计方法的性能比较

按照式(2)构造两路输入信号, 其中信号项为诱发电位

(EP)信号<sup>[5]</sup>, 噪声项为低阶  $S\alpha S$  过程, 且满足  $\mu=0$ 。随扫描数  $n$  变化的 EP 潜伏期变化设定为

$$D_n = \begin{cases} 0, & 1 \leq n \leq 100 \\ 10T_s, & 101 \leq n \leq 200 \\ 10T_s(400-n)/200, & 201 \leq n \leq 400 \\ 0, & 401 \leq n \leq 500 \end{cases} \quad (17)$$

式中  $T_s$  表示离散信号样本的采样周期。混合信噪比<sup>[3]</sup>按照  $MSNR=10\lg(\sigma_s^2/\gamma_v)$  设定, 其中  $\sigma_s^2$  表示信号项的方差,  $\gamma_v$  表示噪声项的分散系数。

图 2 给出了在平稳和非平稳  $\alpha$  稳定分布噪声环境下, 采用 AFLC 和 M-AFLC 算法进行时间延迟估计的结果。设定  $\lambda=0.6, MSNR=-20\text{dB}$ 。在平稳噪声环境下,  $\alpha$  值设定为 1.2, AFLC 算法中参数  $a=b=0.5$ 。在非平稳噪声环境下,  $\alpha$  随扫描数的变化设定为

$$\alpha(n) = \begin{cases} 1.8, & 1 \leq n \leq 100 \\ 0.8, & 101 \leq n \leq 200 \\ 1.0, & 201 \leq n \leq 400 \\ 1.8, & 401 \leq n \leq 500 \end{cases} \quad (18)$$

AFLC 算法中参数  $a=b=0.8$ 。由图 2(a)和图 2(b)可以看出, 在平稳噪声环境下, AFLC 和 M-AFLC 算法都能够很好地估计时间延迟的变化(误差功率分别为 0.1374, 0.1642)。但是在非平稳噪声环境下, AFLC 算法在第 1~100 个扫描和第 401~500 个扫描具有较小的估计误差(误差功率分别为 0.1154, 0.0003), 而在第 101~400 个扫描, 则有较大的估计误差(误差功率为 3.7015), 如图 2(c)所示。这是因为参数  $a$  和  $b$  的取值为  $a=b=0.8$ , 在第 1~100 个扫描和第 401~500 个扫描满足约束条件( $0 \leq a < \alpha/2, 0 \leq b < \alpha/2$ ), 而在第 101~400 个扫描却不满足约束条件。但是 M-AFLC 算法由于采用了随  $\alpha$  值变化的参数。因此对于全部 500 个扫描都能够得到较小的估计误差(误差功率为 0.0780), 如图 2(d)所示。

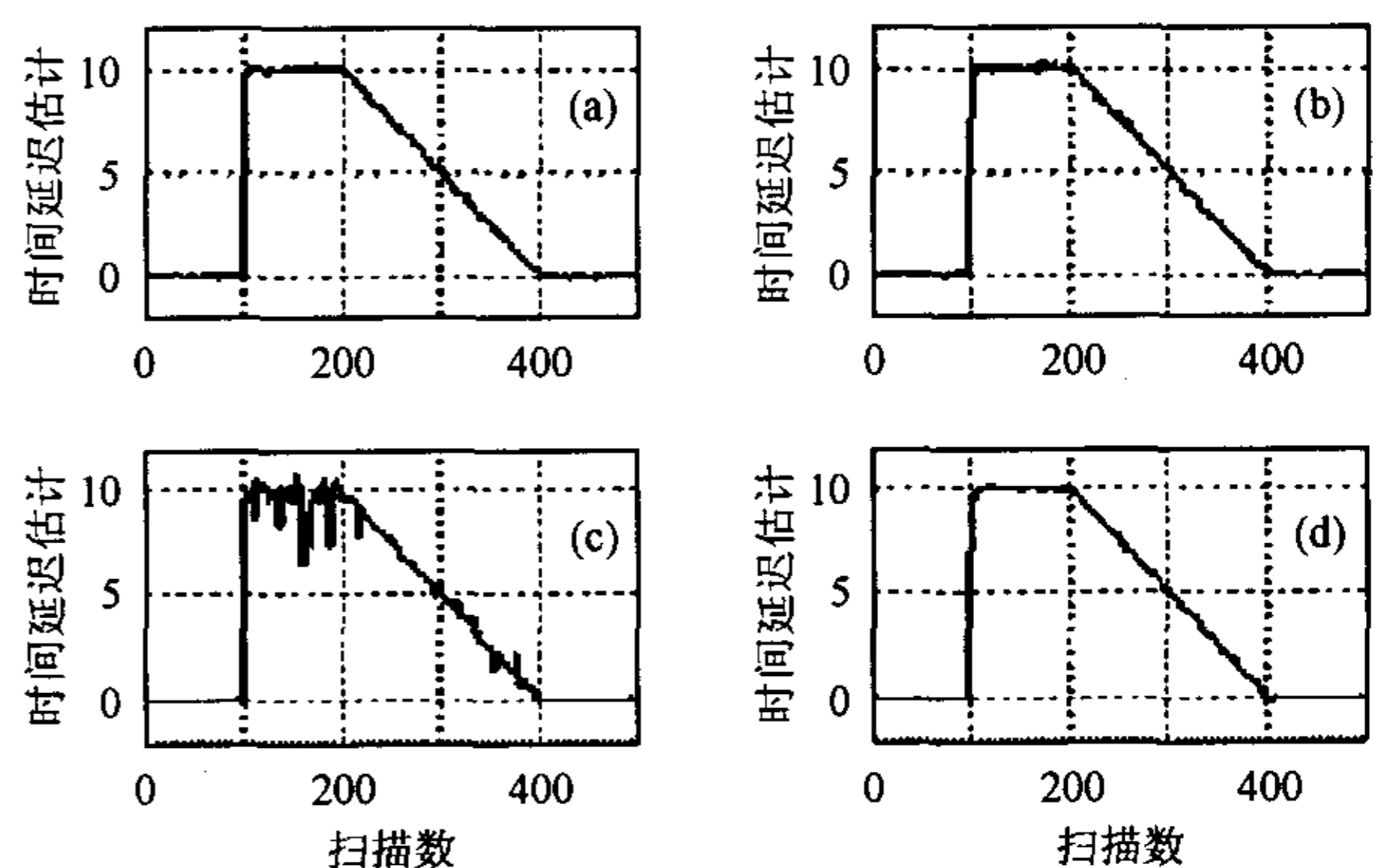


图 2 平稳和非平稳噪声环境下的 AFLC 和 M-AFLC 算法估计时间延迟的结果

## 6 结束语

针对信号噪声的非平稳特性, 本文提出一种递推的参数估计方法, 实现参数动态估计。并在此基础上提出一种不受约束条件限制的修正的自适应分数低阶协方差 (M-AFLC) 算法, 通过非线性变换, M-AFLC 算法把原本具有分数低阶  $\alpha$  稳定分布特性带噪信号转变为二阶矩过程, 从而保证了算法在整个  $\alpha \in (0, 2]$  范围内的可靠收敛, 改善了时间延迟估计的韧性和精度。计算机仿真结果表明, 递推的参数估计方法在平稳和非平稳噪声环境下都能够很好地工作。M-AFLC 算法既保留了 AFLC 算法的全部优点, 又避免了 AFLC 算法在约束条件不满足时的性能退化。

## 参 考 文 献

- [1] Shao M, Nikias C L. Signal processing with fractional lower order moments: stable processes and their applications[J]. *Proc. IEEE*, 1993, 81(7): 986 – 1010.
- [2] Kuruoglu E E. Signal processing in  $\alpha$ -stable noise environments: a least  $l_p$ -norm approach[D]. *Signal Processing and Communications Laboratory, Department of Engineering, University of Cambridge*, Nov. 1998.
- [3] Ma X, Nikias C L. 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): 2669 – 2687.
- [4] Qiu T S, Wang H Y, Li X B, *et al.*. An AFLC algorithm for latency change estimation of EP under alpha-stable noise conditions[C]. *IEEE-EMBC, Cancun*, 2003: 2635 – 2638.
- [5] Tsihrantzis G A, Nikias C L. Fast estimation of the parameters of alpha-stable impulsive interference[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1996, 44(6): 1492 – 1503.
- [6] Ma X, Nikias C L. Parameter estimation and blind channel identification in impulsive signal environments[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1995, 43(11): 2884 – 2897.
- 孙永梅: 女, 1974年生, 博士生, 研究方向为自适应信号处理和生物医学信号处理等。
- 邱天爽: 男, 1954年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为生物医学信号处理等。