

一种脉冲噪声中的韧性子空间跟踪方法

唐 洪, 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:一般地,基于二阶统计量的子空间跟踪方法对脉冲噪声敏感,性能出现退化.为此以 T 稳定分布作为脉冲噪声的模型,研究噪声环境中的韧性子空间跟踪方法.以分数低阶统计量理论为依据,把 T 稳定分布噪声中的子空间跟踪看做一个无约束的优化问题,提出了一个新的代价函数,并推导出一个韧性算法.同时还利用 M 估计对算法进行了简化.在数值模拟中把新算法应用于方向估计,结果表明了新算法和简化算法的有效性.

关键词: T 稳定分布; 脉冲噪声; 子空间跟踪; M 估计; 方向估计
中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A

0 引 言

基于子空间的高分辨率方法在时域和空域信号处理中都有广泛的应用,典型的算法有 MUSIC 算法^[1]、ESPRIT 算法^[2]等.虽然子空间方法非常有效并且分辨率高,但是它通常要求特征分解,计算量很大,不便于在时变的环境中实现.为了克服这个困难,近 30 年来已提出了许多自适应的子空间跟踪(subspace tracking, ST)算法.一般地,这些算法分为两大类:基于扰动理论的子空间跟踪^[3-4]和基于优化理论的子空间跟踪^[5-6]. 本文将从优化理论的角度研究脉冲噪声环境中的子空间跟踪.

脉冲噪声普遍存在于工程领域中,如无线信道噪声、水声信道噪声、雷达杂波、语音信号等都表现出显著的脉冲性^[7-8]. 有时会遇到如下情况:高斯噪声假设下设计的算法在脉冲噪声环境中性能出现显著退化,甚至不能正常工作,从而不得不根据脉冲噪声的统计特性重新设计出韧性较强的算法.本文以 T 稳定分布作为脉冲噪声的模型,把脉冲噪声环境中的子空间跟踪看做是一个分数低

阶统计量理论(fractional lower-order statistics theory, FLO S)下的一个优化问题,构造新的代价函数,得到一个韧性子空间的跟踪算法,并进一步讨论该算法的简化.

1 脉冲噪声模型及分数低阶矩

本文引入 T 稳定分布作为脉冲噪声的模型. T 稳定分布没有统一的概率密度函数,其特征函数表示为

$$h(t) = e^{\{j\omega t - V|t|^T[1 + jU\text{sgn}(t)k(t, T)]\}} \tag{1}$$

式中: $k(t, T) = \tan \frac{\pi}{2}(T \neq 1)$, $k(t, T) = \frac{2}{\pi} \lg |t|$ ($T=1$); $T(0 < T \leq 2)$ 是特征指数,控制稳定分布的脉冲程度, T 值愈小脉冲性愈强; $U(-1 \leq U \leq 1)$ 是对称系数, $U=0$ 对应于对称分布,记为 STS (symmetry T -stable distribution); $V(V > 0)$ 是分散系数,类似于高斯分布的方差; $a(-\infty < a < \infty)$ 是位置参数,对应于分布的均值或中值. $T=2$ 和 $U=0$ 对应于高斯分布; $T=1$ 和 $U=0$ 对应于 Cauchy 分布; $T=1/2$ 和 $U=-1$

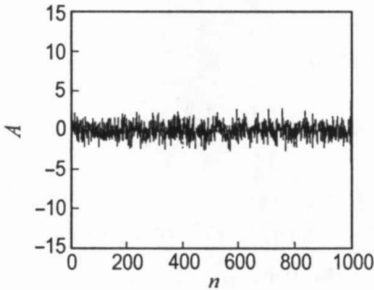
收稿日期: 2005-12-23; 修回日期: 2006-10-28.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60372081; 60172072; 30170259); 辽宁省科学技术基金资助项目(2001101057).
作者简介: 唐 洪(1977-),男,博士; 邱天爽*(1954-),男,博士,教授,博士生导师

©1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

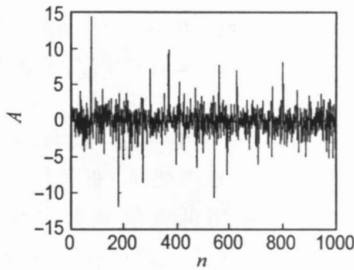
对应于 Pearson 分布. 图 1(a) 是 $N(0, 1)$ 的高斯分布样本, 图 1(b) 是 $T=1.8, U=0, V=1$ 的稳定分布样本. 可见 T 稳定分布的脉冲是相当显著的.

目前已知的其他脉冲噪声模型有混合高斯分布、student- t 分布、对称指数分布等. 相对于这些脉冲噪声模型, T 稳定分布是惟一服从广义中心

极限定理的分布. 也就是说, 无限多个随机变量 (任意的概率分布) 和的分布接近 T 稳定分布. 另外, T 稳定分布还具有稳定性, 即任意多个 T 稳定分布随机变量的线性组合也服从 T 稳定分布. 由于 T 稳定分布具有上述良好的性质, 它愈来愈受到重视, 并在某些领域里获得了成功的应用^[7].



(a) 高斯分布的一次样本实现



(b) 稳定分布的一次样本实现

图 1 T 稳定分布的脉冲性

Fig. 1 Impulsiveness demonstration of the T -stable distribution

T 稳定分布与高斯分布的一个重要区别在于前者不具有 T 阶及以上各阶统计量.

定理 1^[7] 位置参数为 0 的 T 稳定随机变量 X 的分数低阶矩 (fractional lower-order moments, FLOMs) 可以表示为

$$E|X|^p = C(p, T) V^{\frac{p}{T}}; \quad 0 < p < T \quad (2)$$

其中 $C(p, T) = \frac{2^{p-1} \Gamma\left(\frac{p+1}{2}\right) \Gamma(-p/T)}{T \pi \Gamma(-p/2)}$, 伽马函数 $\Gamma(x) = \int_{-\infty}^x t^{x-1} e^{-t} dt$. 定理的证明见文献 [7].

2 韧性子空间跟踪方法

设 $x(k) \in \mathbb{C}^r$ 是在 k 时刻的观测数据, 表示为 $x(k) = (x_1(k) \cdots x_M(k))^T$. $x(k)$ 既可以是 L 个信号和噪声叠加成的一维时域信号 $(x(k) \ x(k-1) \cdots x(k-M+1))^T$, 也可以是 L 个平面波入射到 M 个传感器组成的阵列上的空域观测信号. 假设 $L < M$, 于是 $x(k)$ 可以表示为

$$x(k) = As(k) + u(k) \quad (3)$$

式中: $A = (a(k_1) \ a(k_2) \ \cdots \ a(k_L))$, 是一个 $M \times L$ 矩阵, 且 $a(k_i) = (1 \ e^{-jk_i} \ \cdots$

$e^{-j(M-1)k_i})^T$; $s(k) = (s_1(k) \ s_2(k) \ \cdots \ s_L(k))^T$; $u(k)$ 是噪声向量. 在阵列信号处理中, $a(k_i)$ 是导向向量; 在一维的时域信号里, $a(k_i)$ 是频率向量.

在文献 [5] 里, $u(k)$ 是高斯分布的噪声向量. 以 $W \in \mathbb{C}^{M \times L}$ 表示观测信号 $x(k)$ 的信号子空间. 这样, 可以把高维的观测信号转换成低维信号来处理, 低维信号表示为 $y(k) = W^H x(k)$. 以低维信号重构原信号, 重构信号表示为 $\hat{x}(k) = WW^H x(k)$. 于是子空间的提取可以理解为一个无约束的优化问题. 定义一个代价函数为

$$J_G(W) = E(\|x(k) - WW^H x(k)\|^2_2) \quad (4)$$

该代价函数的瞬时梯度表示为

$$\nabla J_G(W(k)) = -(x(k) - W(k-1)y(k))y^H(k) \quad (5)$$

于是信号子空间的更新过程表示为

$$W(k) = W(k-1) - \eta \nabla J_G(W(k)) \quad (6)$$

本文把这种子空间跟踪方法称为 SOS-ST (second-order statistics based subspace tracking) 算法.

本文假设 $u(k)$ 是服从 T 稳定分布的, 因此不能再按照二阶统计量理论的方法来处理. 按照分数低阶统计量理论, 式 (3) 中 $x(k)$ 分量观测信号

$x_i(k)$ 的分数低阶协方差 $c_{ij} = E\{x_i(k)|x_j(k)|^{p-2}x_j^*(k)\}$ ($1 < p < \infty$). 则观测信号的分数低阶协方差的矩阵表示为^[9]

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{A}^H + \mathbf{V}\mathbf{I} \tag{7}$$

式中 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{V}$ 的表达式较复杂, 请参考文献 [9]. 对式 (7) 做特征分解

$$\mathbf{C} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{U}^H = (\mathbf{U}_s \ \mathbf{U}_n)\mathbf{\Sigma}(\mathbf{U}_s \ \mathbf{U}_n)^H = (\mathbf{u}_1 \ \cdots \mathbf{u}_L \ \mathbf{u}_{L+1} \ \cdots \ \mathbf{u}_M)\mathbf{diag}(\lambda_1, \cdots, \lambda_L, \lambda_{L+1}, \cdots, \lambda_M)(\mathbf{u}_1 \ \cdots \mathbf{u}_L \ \mathbf{u}_{L+1} \ \cdots \ \mathbf{u}_M)^H \tag{8}$$

于是 $\mathbf{U}_s = (\mathbf{u}_1 \ \cdots \mathbf{u}_L)$ 张成信号子空间, 而 $\mathbf{U}_n = (\mathbf{u}_{L+1} \ \cdots \mathbf{u}_M)$ 张成噪声子空间. 式 (7) 和式 (8) 说明, 在 $\mathbb{T}$ 稳定分布噪声环境下, 高维的观测信号同样可以转换成低维信号来处理. 低维信号表示为 $\mathbf{y}(k) = \mathbf{U}_s^H\mathbf{x}(k)$, 利用低维信号重构原信号 $\hat{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{U}_s\mathbf{y}(k) = \mathbf{U}_s\mathbf{U}_s^H\mathbf{x}(k)$. 原信号与重构信号的误差向量表示为 $\mathbf{e}(k) = (e_1(k) \ \cdots \ e_M(k))^T = (x_1(k) - \hat{x}_1(k) \ \cdots \ x_M(k) - \hat{x}_M(k))^T$. 由于 $e_i(k)$ ($i = 1, \cdots, M$) 是含有 $\mathbb{T}$ 稳定分布噪声的, 根据式 (2), $e_i(k)$ 的分数低阶矩是有限的. 由此, 本文在最小 p 范数意义上定义一个关于 $\mathbf{W}$ 的代价函数

$$\begin{aligned} J_{\mathbb{T}}(\mathbf{W}) &= E(|e_1(k)|^p + |e_2(k)|^p + \cdots + |e_M(k)|^p) = E(\|\mathbf{e}(k)\|_p^p) = \\ &E(\|\mathbf{x}(k) - \mathbf{W}\mathbf{W}^H\mathbf{x}(k)\|_p^p) \end{aligned} \tag{9}$$

式 (9) 是本文基于优化思想在分数低阶统计量理论下提出来的子空间跟踪代价函数, 它不仅在 $\mathbb{T}$ 稳定分布噪声下是有效的, 而且在高斯噪声环境下也是有效的. 当 $p = 2$ 时, 式 (9) 与 (4) 完

$$\mathbf{B}(k) = \begin{bmatrix} |\mathbf{x}_1(k) - \mathbf{W}_1(k)\mathbf{W}^H(k)\mathbf{x}(k)|^{p-2} & & & 0 \\ & |\mathbf{x}_2(k) - \mathbf{W}_2(k)\mathbf{W}^H(k)\mathbf{x}(k)|^{p-2} & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & |\mathbf{x}_M(k) - \mathbf{W}_M(k)\mathbf{W}^H(k)\mathbf{x}(k)|^{p-2} \end{bmatrix} \tag{13}$$

$\mathbf{W}_i(k)$ 是 $\mathbf{W}(k)$ 的第 i 行. 在 $\mathbb{T}$ 稳定分布噪声环境下, 正是因为 $\mathbf{B}(k)$ 的调节作用才使 FLOS-ST 算法具有了韧性. 在高斯噪声下, 代价函数式 (9) 中的 p 可以取 2, 于是式 (11) 中的矩阵 $\mathbf{B}(k)$ 退化为一个 $M \times M$ 的单位矩阵, 式 (12) 也就退化为式 (6) 了.

全吻合. 因此, 可以说 SOS-ST 算法是本文的一个特例. 当在时变的环境中, 希望实时跟踪子空间的变化, 即通过 $(k-1)$ 时刻的 $\mathbf{W}(k-1)$ 和 k 时刻的观测数据 $\mathbf{x}(k)$ 来实时估计 $\mathbf{W}(k)$.

2.1 梯度下降法

代价函数式 (9) 相对于 $\mathbf{W}$ 的梯度表示为

$$\nabla J_{\mathbb{T}}(\mathbf{W}) = \mathbf{B}(\mathbf{x} - \mathbf{W}\mathbf{W}^H\mathbf{x})\mathbf{x}^H\mathbf{W} \tag{10}$$

式中

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} |\mathbf{x}_1 - \mathbf{W}_1\mathbf{W}^H\mathbf{x}|^{p-2} & & & 0 \\ & |\mathbf{x}_2 - \mathbf{W}_2\mathbf{W}^H\mathbf{x}|^{p-2} & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & |\mathbf{x}_M - \mathbf{W}_M\mathbf{W}^H\mathbf{x}|^{p-2} \end{bmatrix}$$

$\mathbf{W}_m$ 是 $\mathbf{W}_{M \times L}$ 的第 m 行. 在子空间的更新过程中, 存在 $\mathbf{W}(k) \approx \mathbf{W}(k-1)$, 在第 k 时刻, 转换后的低维信号 $\mathbf{y}(k) = \mathbf{W}^H(k)\mathbf{x}(k) \approx \mathbf{W}^H(k-1)\mathbf{x}(k)$. 于是, 式 (10) 的瞬时梯度可以写为

$$\begin{aligned} \nabla J_{\mathbb{T}}(\mathbf{W}(k)) &= \mathbf{B}(k)(\mathbf{x}(k) - \mathbf{W}(k-1) \times \\ &\mathbf{y}(k))\mathbf{y}^H(k) = \\ &\mathbf{B}(k) \nabla J_G(\mathbf{W}(k)) \end{aligned} \tag{11}$$

这样, 在 $\mathbb{T}$ 稳定分布噪声中的子空间更新写为

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(k) &= \mathbf{W}(k-1) - \nabla J_{\mathbb{T}}(\mathbf{W}(k)) = \\ &\mathbf{W}(k-1) - \mathbf{B}(k) \nabla J_G(\mathbf{W}(k)) \end{aligned} \tag{12}$$

其中 $_$ 是迭代步长, 为一个小的实数.

式 (12) 就是本文基于分数低阶统计量理论的子空间跟踪算法, 称之为 FLOS-ST 算法. 把式 (12) 与高斯噪声环境下的子空间跟踪算法式 (6) 相对比可以发现, 式 (12) 仅增加了一项 $\mathbf{B}(k)$.

2.2 采用 M 估计的简化算法

在 $\mathbb{T}$ 稳定分布噪声环境中, 也可以通过 Huber 提出的 M 估计来提高子空间跟踪的韧性. 于是根据 M 估计来定义代价函数

$$J_d(\mathbf{W}) = E(d(\mathbf{W}, \mathbf{x})) \tag{14}$$

其中 $d(\cdot)$ 是估计误差 $e_i(k)$ 的概率密度函数.

$d(\cdot)$ 必须具有导数,且表示为 $d'(\cdot) = J(\cdot)$. 则使得 $E(J(W,x)) = 0$ 的 W 就是降维变换矩阵. 根据 $\mathbb{T}$ 稳定分布的稳定性, $e_i(k)$ 是含有稳定分布噪声的,所以 $d(\cdot)$ 应该选择为 $\mathbb{T}$ 稳定分布的概率密度函数. 但是,稳定分布没有统一的概率密度函数表达式,本文将采用某一函数近似表达 $J(\cdot)$.

利用数值方法,计算相应 $\mathbb{T}$ 参数的稳定分布的概率密度,再对概率密度进行微分运算就得到理论上应该选取的 $J(\cdot)$,如图 2 中的非实线所示. 但是,这些曲线没有封闭的函数表达形式,而且随着 $\mathbb{T}$ 改变曲线也相应改变,没有一定的函数形式把它们统一起来. 观察这些非实线,希望寻找一条简单的曲线能在一定程度上表达非实线的特征. 经过多次尝试,本文选择了 sigmoid 函数作为这些非实线的折中替代,如图 2 中实线所示,即

$$J(x) = \left[\frac{2}{1 + e^{-\lambda x}} - 1 \right].$$

于是式 (14) 的梯度估计表示为

$$\nabla J_d(W) = J(\|x - WW^Hx\|_p^p)(x - WW^Hx)x^H W \tag{15}$$

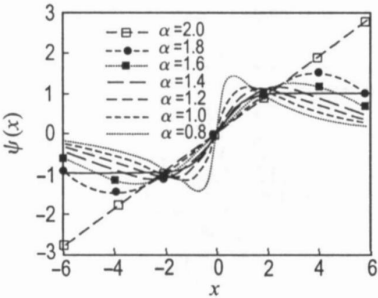


图 2 本文选择的函数 $J(x)$
Fig. 2 The selected function $J(x)$ in this paper

在第 k 时刻,瞬时梯度还可以写为

$$\nabla J_d(W(k)) = J(\|x(k) - W(k-1) \times y(k)\|_p^p)(x(k) - W(k-1)y(k))y^H(k) = J(\|x(k) - W(k-1)y(k)\|_p^p)\nabla J_G(W(k)) \tag{16}$$

这样,基于 M 估计的子空间更新方程为

$$W(k) = W(k-1) - \nabla J(\|x(k) - W(k-1)y(k)\|_p^p)\nabla J_G(W(k)) \tag{17}$$

这就是基于 M 估计的子空间跟踪,称之为 M -ST

算法.

现在来讨论式 (12) 和式 (17) 的关系. 式 (12) 中 $B(k)$ 是一个 $M \times M$ 的对角阵,第 i 个对角元素在第 k 时刻的瞬时值 $b_{ii}(k)$ 表示为 $p\|x_i(k) - W_i(k)W^H(k)x(k)\|_p^{p-2}$. $b_{ii}(k)$ 的作用是对 $W(k)$ 的第 i 行进行调节. 而在式 (17) 中,仅有一个常数 $J(\|x(k) - W(k-1)y(k)\|_p^p)$ 对矩阵 $W(k)$ 的每一个元素调节. 于是两者的关系可以理解为基于 M 估计的算法相当于 FLOS-ST 算法对 $W(k)$ 的每一行进行了相同的调节,即 FLOS-ST 算法所有的 $b_{ii}(k)$ 都相等,且都等于 $J(\|x(k) - W(k-1)y(k)\|_p^p)$. 因此,可以说 M -ST 算法是 FLOS-ST 算法的简化,而 SOS-ST 算法是 FLOS-ST 算法的特例. 结合式 (6)、(12) 和 (17),子空间更新过程可以统一写为

$$W(k) = W(k-1) - \nabla J(W(k)) \tag{18}$$

其中的 $\nabla J(W(k))$ 分别为式 (5)、(11) 和 (16). 另一方面, SOS-ST 算法可以看做是一个固定步长的算法, M -ST 算法是一个变步长的算法,而 FLOS-ST 算法是对变步长的进一步推广,对迭代矩阵的每一个分量都有不同的步长.

另外值得注意的是,文献 [10] 也对脉冲噪声环境中的子空间跟踪方法进行了讨论. 但是,该文采用了混合高斯分布作为脉冲噪声模型,通过设置阈值来处理估计误差. 当估计误差大于阈值时,对估计误差进行一次非线性变换. 而本文是从分数低阶统计量理论出发推导出来,并用 M 估计进行简化计算. 其抑制脉冲噪声的出发点和采用的理论依据都是不相同的.

3 数值仿真

为了验证本文提出的 FLOS-ST 算法和 M -ST 算法的有效性,考虑 $\mathbb{T}$ 稳定分布噪声环境中的时变方向估计问题. 假设 $M = 20$ 个阵元组成的均匀线性阵列,阵列间隔为半波长. $L = 2$ 个远场等功率信号入射到阵列上,入射角随时间变化. 根据观察信号估计出每个时刻的信号子空间,然后用 MUSIC 方法估计波达方向. 本文采用的广义信噪比 R_{gsn} (generalized signal noise ratio) 表示为

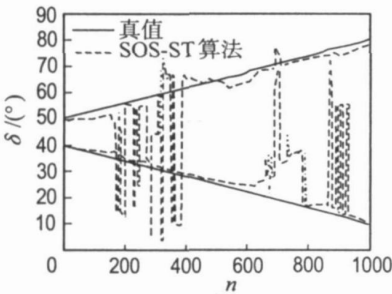
$$R_{gsn} = 10\lg \frac{E(|s|^2)}{V_n} \tag{19}$$

其中 V_n 表示稳定分布噪声的分散系数.

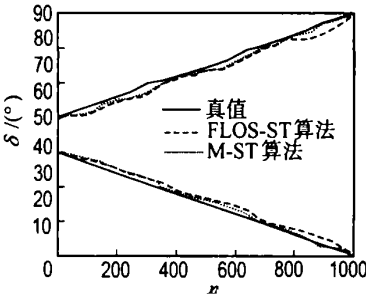
实验 1 假设两个信号的入射角是线性缓慢变化的,如图 3 中的实线. 一个信号从 50° 到 80° , 另一个信号从 40° 到 10° . 稳定分布噪声的特征指数为 $T=1.5, R_{gsn}=6\text{ dB}$. 图 3(a) 是 SOS-ST 算法的跟踪效果,图 3(b) 是 FLOS-ST 算法和 M-ST 算法的跟踪效果. 可见, SOS-ST 算法受脉冲的影响较大, 当一个大的脉冲出现时, 跟踪轨迹会出现较大的波动. 而 FLOS-ST 算法和 M-ST 算法的韧性好, 几乎不受脉冲噪声的影响, 跟踪轨迹与真

实信号的方向非常一致,估计结果稳定.

实验 2 假设两个信号的入射角在某些时刻是剧烈变化的,如图 4 中的实线在第 500 个采样时刻有一个方向突变. 本实验的目的是考验算法对突变信号的跟踪能力. 稳定分布噪声的特征指数为 $T=1.5, R_{gsn}=6\text{ dB}$. 图 4(a) 是 SOS-ST 算法的跟踪效果,图 4(b) 是 FLOS-ST 算法和 M-ST 算法的跟踪效果. 可见, SOS-ST 算法在脉冲出现的时候,估计结果出现剧烈的波动,其估计性能受脉冲噪声的影响较大. 模拟信号的波达方向在第 500 个采样时刻出现突变, 3 个算法都没能及时跟踪信号的突变,跟踪总是有一定的滞后.



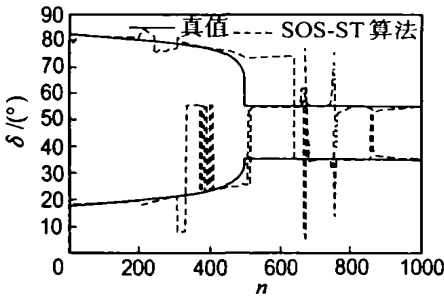
(a) SOS-ST 算法



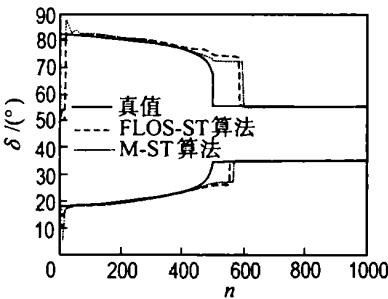
(b) FLOS-ST 算法和 M-ST 算法

图 3 对慢变信号的波达方向估计

Fig. 3 DOA estimation for slow DOA varying users



(a) SOS-ST 算法



(b) FLOS-ST 算法和 M-ST 算法

图 4 对突变信号的波达方向估计

Fig. 4 DOA estimation for DOA jump users

4 结 论

本文研究了非高斯 T 稳定分布噪声环境中的子空间跟踪问题,把脉冲噪声中的子空间跟踪看做是一个无约束的优化问题,并依据分数低阶统计量理论提出了一个新的代价函数,相应地得到了韧性较好的 FLOS-ST 算法. 由于 FLOS-ST 算法中的矩阵 $B(k)$ 表达复杂,本文又采用 M 估计

对 FLOS-ST 算法进行了简化,得到了 M-ST 算法. 最后,把两种算法应用在方向估计上,验证了本文算法在脉冲噪声环境中对子空间跟踪的有效性.

参考文献:

[1] STOICA P, NEHORAI A. MUSIC, maximum likelihood, and Cramer-Rao bound [J]. **IEEE Trans**

- Acoust, Speech Signal Process**, 1989, **37**(5): 720-741
- [2] ROY R, PAULRAJ A, KAILATH T. ESPRIT—A subspace rotation approach to estimation of parameter of cissoids in noise [J]. **IEEE Trans Acoust, Speech Signal Process**, 1986, **34**(5): 1340-1342
- [3] GUSTAFSSON T, MACINNES C S. Class of subspace tracking algorithms based on approximation of the noise-subspace [J]. **IEEE Trans Signal Process**, 2000, **48**(11): 3231-3235
- [4] OATES J H. Application of degenerate perturbation theory to subspace tracking [J]. **IEEE Trans Signal Process**, 2000, **48**(1): 92-101
- [5] YANG B. Projection approximation subspace tracking [J]. **IEEE Trans Signal Process**, 1995, **43**(1): 95-107
- [6] UTSCHICK W. Tracking of signal subspace projectors [J]. **IEEE Trans Signal Process**, 2002, **50**(4): 769-778
- [7] NIKIAS C L, SHAO M. **Signal Processing with Alpha-stable Distribution and Application** [M]. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1995
- [8] TSIHRINTZIS G A, TSAKALIDES P, NIKIAS C L. Signal detection in severely heavy-tailed radar clutter [C] // **The Twenty-ninth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers**. Piscataway: IEEE, 1995
- [9] TSUNG-HSIEN L, MENDEL J M. A subspace-based direction finding algorithm using fractional lower order statistics [J]. **IEEE Trans Signal Process**, 2001, **49**(8): 1605-1613
- [10] WEN Y, CHAN S C, HO K L. Robust subspace tracking in impulsive noise [J]. **IEEE Int Conf Commun**, 2001, **3**: 892-896

A robust subspace tracking method in impulsive noise environment

TANG Hong, QIU Tian-shuang*

(School of Electr. and Inf. Eng., Dalian Univ. of Technol., Dalian 116024, China)

Abstract It is usually found that the subspace tracking algorithm based on the second-order statistics is sensitive to impulsive noises, which results in the degradation of performance. It is necessary to develop a robust subspace tracking method. The T -stable distribution as the impulsive noise model is introduced. Subspace tracking in impulsive noises as an unconstrained minimization problem is considered based on fractional lower-order statistics theory and a new recursive solution is proposed. Because of the computation complexity of the solution, the algorithm is simplified by M -estimation. Numerical simulation demonstrates the good performance of the new subspace tracking algorithm in direction-of-arrival (DOA) estimation.

Key words T -stable distribution; impulsive noise; subspace tracking; M -estimation; direction-of-arrival (DOA) estimation