文章编号:1001 - 9081(2009)12 - 3224 - 03

基于 α 稳定分布自共变的雷达回波频率谱估计

龙俊波, 查代奉, 姜玉林
(九江学院 电子工程学院, 江西 九江 332005)
(ljb829@tom.com)

摘 要:雷达工作在复杂的环境下,回波常伴有 α 稳定分布噪声,特别是当非高斯性较强时,传统的谱估计方法将退化,甚至不能工作。为此,提出了四种基于 FLOS 共变的雷达回波频率谱估计新方法:FLOS-直接法、FLOS-间接法、FLOS-welch 法、FLOS-music 法。通过对 α 稳定分布噪声中正弦信号频率估计的仿真结果表明,所提出的方法不论雷达杂波是传统分布还是非高斯的 α 稳定分布,均具有较好的工作韧性。

关键词:非高斯;谱估计; α 稳定分布;分数阶共变
中图分类号: TN911.72 **文献标志码**:A

Radar echo frequency spectrum estimation based on α stable distribution covariation

LONG Jun-bo, ZHA Dai-feng, JIANG Yu-lin
(*College of Electronic Engineering, Jiujiang University, Jiujiang Jiangxi* 332005, *China*)

Abstract: When radar is working in a complex environment, the performance of conventional algorithms degenerates. New frequency spectrum estimation methods based on Fractional Lower Order Statistics (FLOS) covariation about radar were proposed: FLOS-direct method, FLOS-indirect method, FLOS-welch method, FLOS-music method. By estimating the sinusoidal signals embedded in the stable noise, the method in this paper is robust in both Gauss and non-Gauss environments.

Key words: non-Gauss; spectrum estimation; α stable distribution; fractional order covariation

0 引言

雷达工作在不同的环境下,如地面、海面和空中的云雨等,导致雷达所接收的杂波种类各有不同。文献[1-3]对传统的瑞利(Rayleigh)分布、韦布尔(Weibull)分布、对数正态(log-normal)分布、K 分布进行高斯建模,文献[4]提出一种基于 α 稳定分布的杂波辨识的新方法,建立了 α 稳定分布参数和杂波类型之间的对应关系。实现了对常见的 4 种分布杂波的辨识,建立了"归一化"的雷达回波特征函数式。使得我们可以用 α 稳定分布理论对雷达杂波进行谱估计。文献[5-6]提出了 α 稳定分布下分数低阶统计量——共变,并总结了共变的性质。雷达杂波具有显著"杂波尖峰"和明显的厚拖尾,是服从 α 稳定分布的[7-10]。所以基于二阶统计量(Second Order Statistics, SOS)的方法将不适用,必须用适用于 α 稳定分布的统计量——分数低阶统计量(FLOS):共变(covariation)和分数低阶协方差[7-10]。在 α 稳定分布噪声下,传统的谱估计方法将不再适用,因此,本文提出了基于 α 稳定分布自共变统计量的 4 种谱估计方法:FLOS-直接法、FLOS-间接法、FLOS-welch 法、FLOS-music 法。

α 稳定分布是一种广义的高斯分布,与其他统计模型不同,它没有统一的概率密度函数,其二阶及二阶以上统计量均不存在。通常只能用特征函数对其进行描述:

$$\varphi(t) = \exp\{j\mu t - \gamma |t|^{\alpha}[1 + j\beta \operatorname{sgn}(t)\omega(\tau,\alpha)]\} \quad (1)$$

其中:$\omega(\tau,\alpha) = \tan(\alpha\pi/2)(\alpha \neq 1)$,$\omega(\tau,\alpha) = (2/\pi)\log|t|\ (\alpha = 1)$,$\alpha$ 是特征指数,控制着随机过程的脉冲程度,α 愈小脉冲性愈强。β 是对称系数,$\beta = 0$ 时表示对称分布。γ 是分散系数,类似于高斯分布的方差。μ 为位置参数,对应于均值或中值。特征指数 $\alpha \in (0,2]$,当 $\alpha = 2$ 时,α 稳定分布与正态分布完全相同。因此,正态分布是 α 稳定分布的特例,并称 $0 < \alpha < 2$ 的情况为 FLOA 分布。

1 α 稳定分布分数低阶统计量

雷达某阵列天线接收到 P 个复指数谐波加噪声的回波信号模型[6]:

$$s(n) = \sum_{i=1}^{M} A_i \exp(j2\pi n f_i) + v(n);n = 1,2,\cdots,N \quad (2)$$

其中:f_i 为归一化离散频率,A_i 是谐波信号的幅度,$v(n)$ 为加性 α 稳定分布噪声。谐波信号的频谱估计问题就是估计各谐波信号的归一化离散频率 $f_1, f_2, \cdots, f_P$。

对于分数低阶稳定分布噪声环境下的数据空间,可定义变量 η_1, η_2 的 p 阶共变[6]为:

$$\langle \eta_1, \eta_2 \rangle_p = \boldsymbol{E}\{\eta_1 \eta_2^{\langle p-1\rangle}\};\ 1 < p < \alpha \leqslant 2 \quad (3)$$

其中

$$(Z)^{\langle p\rangle} = \begin{cases} |z|^p \operatorname{sgn}(z), & (z)\ 为实数 \\ |z|^{p-1}(z)^*, & (z)\ 为复数 \end{cases}$$

$$\operatorname{sgn}(z) = \begin{cases} 1, & (z) > 0 \\ 0, & (z) = 0 \\ -1, & (z) < 0 \end{cases}$$

收稿日期:2009-06-28;**修回日期**:2009-08-13。
基金项目:国家自然科学基金资助项目(60772037);江西省卫生厅科技计划项目(20072048)。
作者简介:龙俊波(1979-),男,湖南邵东人,讲师,主要研究方向:分数低阶信号处理; 查代奉(1971-),男,江西九江人,副教授,博士,主要研究方向:非高斯随机信号处理、图像处理、语音信号处理、通信信号处理; 姜玉林(1978-),男,山东烟台人,讲师,主要研究方向:分数低阶信号处理。

当 $\eta_1 = \eta_2 = \eta$ 时，$< \eta, \eta >_p$ 为自共变，相当于二阶统计量里的自相关。

对回波信号 $s(n)$，定义其分数阶自共变为 Φ_{xx}，$s(n)$ 的分数阶自共变为 $\langle s(n), s(n) \rangle_p$，令 $s(n) = x(n) + v(n)$，由共变的性质[5-6] 得 $s(n)$ 的分数阶自共变定义为：

定义

$$\begin{aligned}\Phi_{xx} = \langle s(n), s(n) \rangle_p = \langle x(n), x(n) \rangle_p + \\ \langle x(n), v(n) \rangle_p + \langle v(n), x(n) \rangle_p + \\ \langle v(n), v(n) \rangle_p ; 1 < p < \alpha \leqslant 2\end{aligned} \tag{4}$$

假设加性噪声 $v(n)$ 独立于各个指数信号 $x(n)$，则

$$\langle x(n), v(n) \rangle_p = 0$$

$$\langle v(n), x(n) \rangle_p = 0$$

其分数阶自共变为：

$$\begin{aligned}\Phi_{xx}(k) = \langle x(n), x(n) \rangle_p + \langle v(n), v(n) \rangle_p = \\ E\{x(n) x(n)^{\langle p-1 \rangle}\} + E\{v(n) v(n)^{\langle p-1 \rangle}\}\end{aligned} \tag{5}$$

2 FLOS-直接法

1）假定离散随机过程有 N 个数据样本 $x(0), x(1), \cdots, x(N-1)$，数据已零均值化。FLOS- 直接法是先根据 N 个样本数据估计 $x(n)$ 的样本分数低阶自共变函数：

$$\hat{\Phi} xx(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n+k) x(n)^{\langle p-1 \rangle} \tag{6}$$

2）对分数阶自共变函数进行傅里叶变换，得到 FLOS- 直接法自共变谱：

$$\hat{\Phi}^c xx(\omega) = \sum_{-M}^{M} \hat{\Phi} xx(k) \exp(-jm\omega) \tag{7}$$

3 FLOS- 间接法

1）FLOS- 间接法是先根据 N 个样本数据计算出 $x(n)^{\langle p-1 \rangle}$，再计算其傅里叶变换：

$$\hat{R} xx(\omega) = \sum_{-M}^{M} x(n)^{\langle p-1 \rangle} \exp(-jm\omega) \tag{8}$$

2）对式(8)平方后取均值，得到 FOLS- 直接法自共变谱：

$$\hat{R}^c xx(\omega) = \frac{1}{N} | \hat{R} xx(\omega) |^2 \tag{9}$$

4 FLOS-welch 法

FLOS-welch 法是加窗求取平滑，以分段重叠求得平均，可以有效地改善估计方差。主要步骤如下。

1）长度为 N 的数据段分成 L 个小段，每小段 M 点，相邻小段交叠 $M/2$ 点，于是段数为：

$$L = \frac{N - (M/2)}{M/2} \tag{10}$$

2）每小段进行自共变运算，再对各小段加同样的平滑窗求傅里叶变换，得每小段的 FLOS-welch 自共变谱：

$$\hat{\Phi}_i^c xx(\omega) = \sum_{n=0}^{M-1} \hat{\Phi}_i xx(k) w(n) \exp(-jm\omega) \tag{11}$$

3）求各小段分数低阶自共变谱的平均，得 FOLS-welch 自共变谱：

$$\hat{\Phi}^c xx(\omega) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^{L} \frac{1}{MU} \hat{\Phi}_i^c xx(\omega)$$

$$U = \frac{1}{M} \sum_{N=0}^{M=1} w^2(n) \tag{12}$$

其中 U 是加窗函数的平均功率。

5 FLOS-music 法

FLOS-music(Multiple Signal Classification)法是基于 α 稳定分布分数低阶统计量自共变矩阵的一种矩阵特征分解非参数频率谱估计方法。

定义信号向量 $e_i = [1, \exp(j\pi f_i), \exp(j2\pi f_i), \cdots, \exp(jp\pi f_i)]^{\mathrm{T}}; i = 1, 2, \cdots, M$。$E = [e_1, e_2, \cdots, e_N]$，由式(4)得分数阶自共变 $\Phi_{xx}(k)$，对 M 个 $\Phi_{xx}(k)$ 组成自共变矩阵：

$$\Gamma_{xx}(k) = \begin{bmatrix} \Phi_{xx}(0) & \Phi_{xx}^*(1) & \cdots & \Phi_{xx}^*(M) \\ \Phi_{xx}(1) & \Phi_{xx}(0) & \cdots & \Phi_{xx}^*(M-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \Phi_{xx}(M-1) & \Phi_{xx}(M-1) & \cdots & \Phi_{xx}(0) \end{bmatrix} =$$

$$E\Gamma_A(E)^H + \gamma_v I = \Gamma_x + \Gamma_v \tag{13}$$

其中：$\Gamma_A = (A, A)_\alpha$ 组成对角阵，$A = [A_1, A_2, \cdots, A_M]$，$\Gamma_x$ 为信号分数低阶协方差矩阵，Γ_v 为噪声分数低阶协方差矩阵。

对 Γ_{xx} 特征值分解，Γ_{xx} 的秩为 M，得到主特征向量 $v_1, v_2, v_3, \cdots, v_M$，次特征向量 $v_{M+1}, v_{M+2}, v_{M+3}, \cdots, v_N$，其中主特征向量张成的是信号空间，次特征向量张成的是噪声空间。对应的当 $f = f_i$，即 $\omega = \omega_i$ 时，利用正交性原理可得 $| \exp^{(H)}(f_i) V_K |^2 = 0$。那么，FLOS-music 法频率估计为：

$$\hat{P}_{\text{FLOS-music}}(f_i) = \frac{1}{\sum_{k=M+1}^{p+1} | \exp^{(H)}(f_i) V_K |^2} \tag{14}$$

6 计算机仿真

假设信号 $x(n) = \sin(2\pi f_0 n) + \sin(2\pi f_1 n) + \sin(2\pi f_2 n)$，$v(n)$ 为服从 α 稳定分布的噪声序列。观测序列 $s(n) = x(n) + v(n) = A[\sin(2\pi f_0 n) + \sin(2\pi f_1 n) + \sin(2\pi f_2 n)] + v(n)$。式中令 $f_0 = 100, f_1 = 300, f_2 = 500$ $(n = 1, 2, \cdots, N$。N 为采样序列的长度)。噪声采用标准的 SαS 稳定分布噪声，其中参数 $\beta = 0$，$\gamma = 1, a = 0, \alpha$ 的取值满足 $1 < p < \alpha \leqslant 2$，定义混合信噪比为：

$$MSNR = 10 \lg(\sigma_s^2 / \gamma) = 10 \lg \frac{1}{\gamma N} \sum_{n=1}^{N} | s(n) |^2$$

其中 γ 为 SαS 分布噪声的分布系数。给定 $MSNR$ 可得信号幅度为：

$$A = \left[\frac{10^{(MSNR/10)}}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} | s(n) |^2} \gamma \right]^{\frac{1}{2}}$$

令 $MSNR = -2$ dB，分别用二阶统计量自相关法和分数低阶统计量的对观测序列进行谱估计，仿真如图 1 ~ 7 所示。

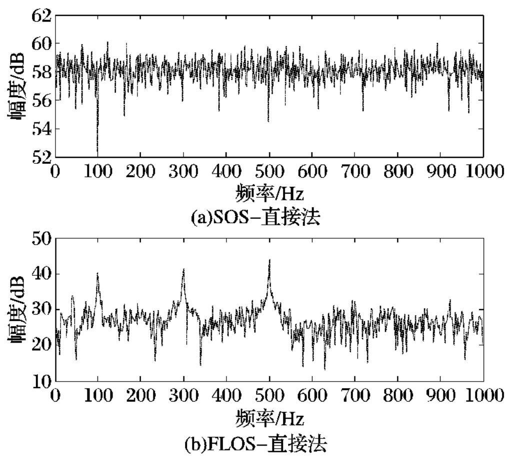

图 1　SOS 和 FLOS 直接法比较($\alpha = 1.3$)

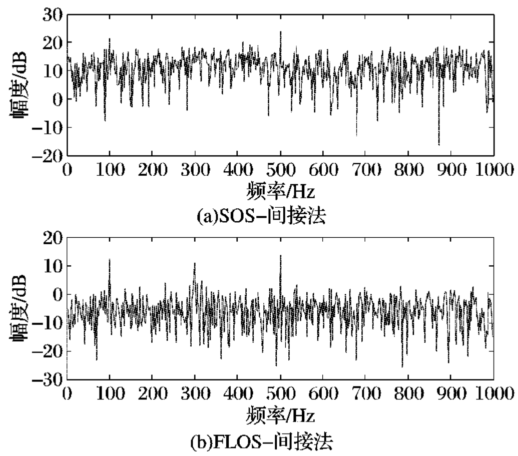

图 2　SOS 和 FLOS 间接法比较($\alpha = 1.3$)

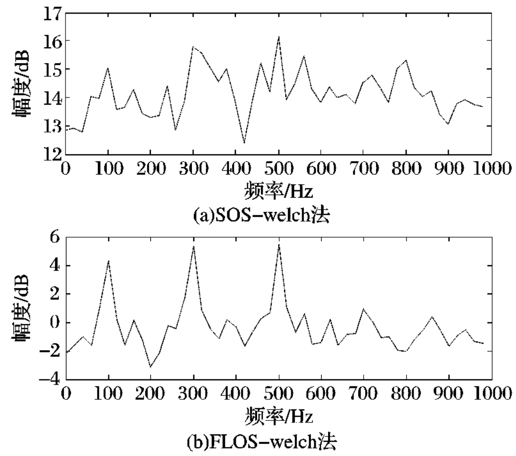

图 3　SOS 和 FLOS-welch 法比较($\alpha = 1.3$)

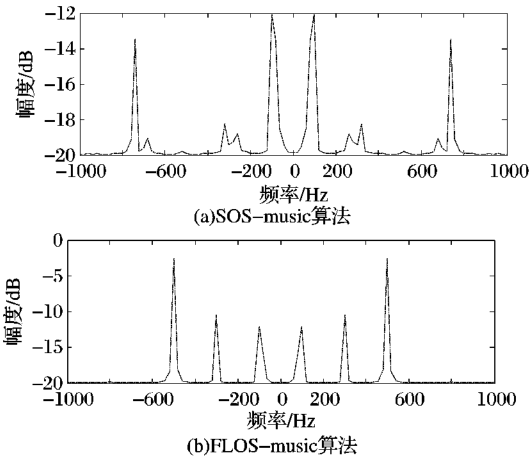

图 4　SOS 和 FLOS-music 法比较($\alpha = 1.3$)

7　结语

图 1 ~4 对 SαS 稳定分布噪声中正弦信号估计进行仿真，结果表明，本文提出的 4 种方法不论雷达杂波是高斯分布还是非高斯 SαS 稳定分布，均具有较好的韧性，特别是在 SαS 稳定分布噪声条件下，传统的基于二阶统计量的方法不再适用，以上 4 种方法显示出了明显的优势，对于非高斯信号的频谱估计具有积极的意义。

图 5 ~ 7 对 4 种方法进行仿真比较，4 种方法都能很好地在 $1 < p < \alpha \leqslant 2$ 时对谐波频率实现估计。FLOS-直接法和 FLOS-间接法方差较大，FLOS-welch 的分段平均减小了由数据样本本身的随机性带来的方差，但分辨率有所下降；FLOS-music 法方差最小。

本文提出的 4 种方法是传统谱估计方法的“广义化”。在实际工程应用中，稳定分布自共变谱估计方法可提高了雷达谱估计的精度和准确度，具有一定的实用研究价值。

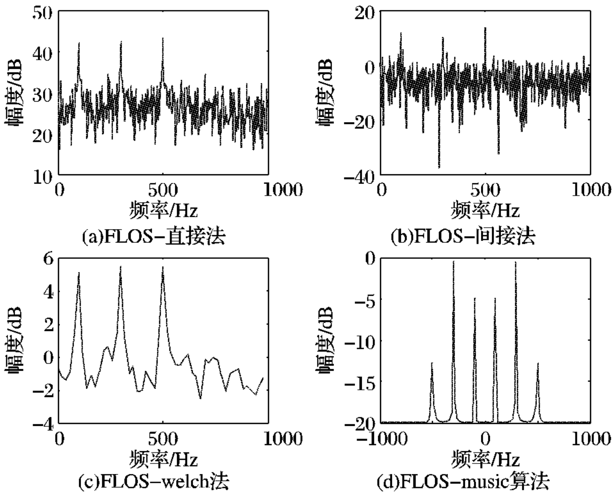

图 5　4 种 FLOS 方法比较($\alpha = 1.3$)

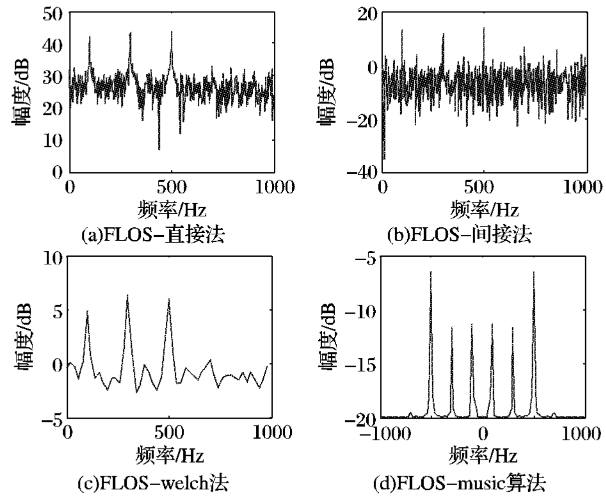

图 6　4 种 FLOS 方法比较($\alpha = 1.8$)

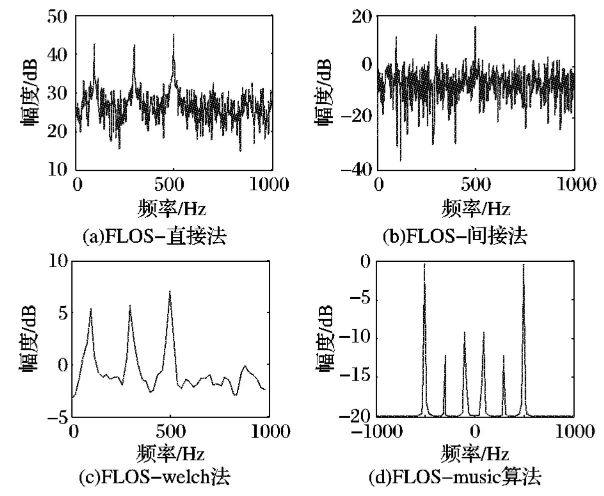

图 7　4 种 FLOS 方法比较($\alpha = 2$)

参考文献：

[1] 卢剑奇，刘杰严，严道明. 雷达杂波建模与仿真方法研究[J]. 微计算机信息，2008，24(10)：309 −310.

[2] 何君安，徐松涛，王俊鸣，等. 相关 K 分布雷达杂波的建模与仿真[J]. 微计算机信息，2008，24(9)：266 −268.

[3] 王首勇，刘俊凯，王永良. 机载雷达多杂波分布类型的恒虚警检测方法[J]. 电子学报，2005，33(3)：484 −487.

(下转第 3230 页)

码元个数为500;信噪比的范围0～20 dB;噪声均为高斯白噪声,该八种典型的数字调制信号的识别正确率随SNR的变化如表2。从表2可得到如下结论。

1)改进算法在信噪比大于等于5 dB时,除2fsk和8psk外,其余信号识别正确率均达到87%以上,而传统算法在*SNR*小于等于5 dB时,已不能正确识别。

2)改进算法在*SNR*为8 dB时,识别正确率均以达到100%,而传统算法在信噪比为10 dB时,平均识别正确率才达到98.7%。

3)改进算法对16qam信号信噪比0～20 dB识别正确率均达到100%。

4)改进算法的不足之处:当信噪比小于等于5 dB时,部分数字信号的识别正确率下降较迅速。若在信号预处理环节采取相应的降噪措施,识别的正确率会进一步提高,且适应*SNR*的范围会进一步加宽。

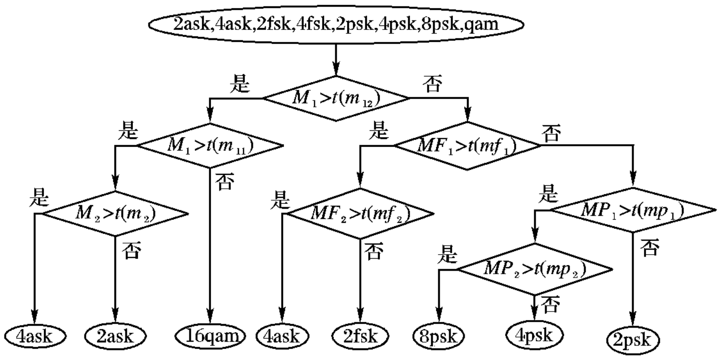

图3 识别流程

表2 改进算法后的识别正确率与信噪比间关系

SNR/dB	16qam/%	2ask/%	4ask/%	2fsk/%	4fsk/%	2psk/%	4psk/%	8psk/%	AVE/%
0	100.00	16.50	3.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00
5	100.00	100.00	100.00	61.50	92.30	96.20	87.00	72.00	88.60
8	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
10	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
15	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
20	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00

3 结语

虽然采用改进算法提取的特征参数的算法简单,计算量较小,识别的正确率和适用的信噪比范围也都有很大程度的提高,但是在信噪比较低的环境下,其正确识别概率会明显下降,因此,如何在更低信噪比环境下对数字信号进行调制识别将是下一步的主要研究方向。目前公开发表的文献中,调制类型的自动识别一般都是在加性高斯白噪声(Additive White Gaussian Noise, AWGN)环境下进行研究的,本文也不例外,所以在非AWGN环境下,调制类型的自动识别也是今后的一个研究方向。另外,从文中特征参数门限值的选取可以看出,参数门限值对识别成功率有着很大的影响,因此自适应门限的设定也是今后一个值得研究的方向。

参考文献:

[1] NANDI A K, AZZOUZ E E. Algorithms for automatic modulation recognition of communication signals [J]. IEEE Transactions on Communication, 1998, 46(4): 431－436.

[2] BOUDREAU D , DUBUC C , PATENAUDE F . A fast automatic modulation recognition algorithm and its implementation in a spectrum monitoring application [C]// MILCOM 2000: 21st Century Military Communications Conference Proceedings. Washington, DC: IEEE, 2000, 2: 732－736.

[3] GARDNER W A. Spectral correlation of modulated signals: PART I — Analog modulation [J]. IEEE Transactions on Communications, 1987, 35(6): 584－594.

[4] GARDNER W A. Spectral correlation of modulated signals: PART Ⅱ — Digital modulation [J]. IEEE Transactions on Communication, 1987, 35(6): 595－601.

[5] KETTERER H, JONDRAL F, COSTA A H. Classification of modulation modes using time-frequency methods [EB/OL]. [2009－04－10]. http://www. umassd. edu/engineering/ece/people/faculty/acosta/icassp99. pdf.

[6] HO K C, PROKOPIW W, CHAN Y T. Modulation identification of digital signals by the wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, 147(4): 169－176.

[7] LIEDTKE F F. Computer simulation of an automatic classification procedure for digitally modulated communication signals with unknown parameters [J]. Signal Processing, 1984, 6(4): 311－323.

[8] MOBASSERI B G. Digital modulation classification using constellation shape [J]. Signal Processing, 2000, 80(2): 251－277.

[9] POLYDOROS A, KIM K. On the detection and classification of quadrature digital modulations in broad-band noise [J]. IEEE Transactions on Communications, 1990, 38(8): 1199－1211.

[10] SWAMI A, SADLER B M. Hierarchical digital modulation classification using cumulants [J]. IEEE Transactions on Communications, 2000, 48(3): 416－429.

[11] DAI W, WANG W Z, WANG J. Joint power estimation and modulation classification using second and higher statistics [C]// WCNC 2002: 2002 IEEE Wireless Communications and Networking Conference. Washington, DC: IEEE, 2002, 1: 155－158.

(上接第3226页)

[4] 李旭涛,王首勇,金连文.应用Alpha稳定分布对雷达杂波的辨识[J].电子与信息学报,2008,30(9):2042－2045.

[5] KAPOOR R, BANERJEE A, TSIHRINTZIS G A, *et al.* UWB Radar detection of targets in foliage using alpha stable clutter models [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999,35(3):819－834.

[6] LIN T H, MENDEL J M. A subspace-based direction finding algorithm using fractional lower order statistics [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001,49(8): 1605－1613.

[7] SAMORODNITSKY G, TAQQU M S. Stable non-Gaussian random process: Stochastic models with infinite variance [M]. New York: Chapman and Hall, 1995: 805－806.

[8] MANOLAKIS D G, INGLE V K, KOGON S M.统计与自适应信号处理[M]. 周正,译.北京:电子工业出版社,2003:404－413.

[9] LIU T-H. Array signal processing using higher-order and fractional lower-order statistics [D]. Los Angeles: University of Southern California, 1998.

[10] BODENSCHATZ J S , NIKIAS C L . Symmetric alpha - stable filter theory [C]// ICASSP 97: 1997 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1997, 3: 1945－1978.