

基于 α 稳定分布的SAR图像目标检测算法

胡睿 孙进平 王文光

(北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京 100083)

摘要 在SAR图像目标检测中,分布模型与杂波的拟合精度对基于统计模型的CFAR(constant false alarm rate)检测算法性能有着重要的影响。在极不均匀区域,由于存在着大量的强脉冲干扰,使得常用的分布模型的拟合精度都有所下降。基于广义中心极限定理的 α 稳定分布能对强脉冲干扰现象准确地建模,对各种性质区域的杂波都有较好的适应性。本文对基于 α 稳定分布的SAR图像目标CFAR检测算法进行了研究,给出了参数估计、标准模型变换及检测阈值确定等关键步骤的实现方法。对实际数据的处理表明,该算法具有较好的检测性能,能达到较高的检测率和较低的虚警率。

关键词 SAR图像 α 稳定分布 CFAR目标检测

中图法分类号: TP957.52 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)01-0025-05

Target Detection of SAR Images Using Alpha Stable Distribution

HU Rui, SUN Jin-ping, WANG Wen-guang

(School of Electronics and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100083)

Abstract In SAR images, the goodness-of-fit of distribution model to SAR clutter data has great effect on the performance of statistical based CFAR (constant false alarm rate) target detection algorithms. In extreme nonhomogeneous region, the common distribution models can not describe the clutter data accurately due to strong impulsive interference. Whereas, α stable distribution which is based on Generalized Central Limit theorem can model the strong impulsive interference accurately and is fit for both homogeneous and nonhomogeneous clutter regions. So a CFAR detection algorithm using α stable distribution is studied in this paper and some key steps, such as parameter estimating, model standardization and threshold calculating is also included. The results on real data show that the S α S CFAR has good performance and can achieve high detection rate and low false alarm rate.

Keywords SAR images, α stable distribution, CFAR (constant false alarm rate) target detection

1 引言

在合成孔径雷达(SAR)图像解译过程中,自动目标检测处理的性能直接影响到后续的目标鉴别和目标分类,因此对SAR图像自动目标检测技术的研究有着重要的意义。SAR图像自动目标检测是根据目标和杂波的散射特性的不同所表现出的特征差异来实现的。在众多的目标检测算法中,基于杂波

统计特性分析的CFAR(constant false alarm rate)方法是研究最为广泛、最为深入,也是目前较为实用的一类方法。因此,杂波背景统计特性的描述一直是SAR图像目标检测中的一个关键问题^[1]。

目前用于描述SAR图像杂波背景统计特性的分布模型有高斯分布^[2]、对数正态分布^[3]、Weibull分布^[4]、Rayleigh分布、Gamma分布^[5]、K分布^[6]等,其中作为乘性噪声模型代表的K分布受到广泛的应用。但是在实际的SAR图像中,很多区域(如

基金项目:武器装备预研基金项目(9140C8002010706);国家自然科学基金项目(60702011)

收稿日期:2007-09-04;改回日期:2007-12-27

第一作者简介:胡睿(1984~),男,北京航空航天大学电子信息工程学院硕士研究生。主要从事雷达图像目标检测、目标定位等方面的研究工作。E-mail: hooray@ee.buaa.edu.cn

城区)存在着强脉冲干扰现象,此时一般的中心极限定理的适用条件不能满足。对于这类极不均匀的区域,常用的 K 分布并不能准确地描述背景杂波统计特性,从而引起了检测性能的下降。

广义中心极限定理表明,包含有限或无限方差的无穷多个独立同分布的随机变量之和的极限分布是一种稳定分布,即 α 稳定分布。 α 稳定分布能够保持自然噪声过程的产生机制和传播条件,适合对强干扰脉冲环境进行建模^[7]。同时, α 稳定分布具有较厚的代数拖尾,而且拖尾厚度随着阶数 α 而变化,这种特性使其对一些具有厚拖尾的不均匀或极不均匀的杂波数据有较好的拟合效果。

本文首先通过拟合优度检验验证了 α 稳定分布对 SAR 图像不同质杂波区域的拟合效果;在此基础上,研究了基于对称 α 稳定($S\alpha S$)分布的 SAR 图像目标 CFAR 检测算法:首先根据 Koutrouvelis 线性回归法估计 $S\alpha S$ 分布的模型参数,再将 $S\alpha S$ 分布标准化,最后通过查表的方法快速得到 CFAR 检测阈值。对实际数据的处理表明:基于 α 稳定分布的 CFAR 检测算法具有较高的检测率和较低的虚警率,能达到比较好的检测精度。

2 基于 α 稳定分布的杂波模型

2.1 α 稳定分布

α 稳定分布是由广义中心极限定理发展来的一类极限分布,其概率密度函数没有显式的表达式,仅能由其特征函数来表达。一般的 α 稳定分布的特征函数表达式为^[7]

$$\phi(w) = \begin{cases} \exp\left\{j\delta w - \gamma |w|^\alpha \left[1 + j\beta \operatorname{sgn}(w) \tan\left(\frac{\pi\alpha}{2}\right)\right]\right\} & \alpha \neq 1 \\ \exp\left\{j\delta w - \gamma |w| \left[1 + j\beta \operatorname{sgn}(w) \frac{\pi}{2} \log |w|\right]\right\} & \alpha = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中,参数 $\alpha \in (0, 2]$ 称为特征指数,它决定该分布脉冲特性的程度以及拖尾的厚度。 α 值越小,所对应分布的拖尾则越厚,脉冲特性也越显著;相反,随着 α 值变大,所对应分布的拖尾变薄,且脉冲特性减弱。参数 $\beta \in [-1, 1]$ 称为对称参数或斜度参数,它决定着分布的斜度。当 $\beta < 0$ 时,分布为右偏;当 $\beta > 0$ 时,分布为左偏;而当 $\beta = 0$ 时,分布则是对称的,此时的 α 稳定分布也称为对称 α 稳定分布

($S\alpha S$)。参数 $\gamma \in (0, \infty)$ 为分散系数,也称为尺度系数,它是关于样本相对于均值的分散程度的度量,类似于高斯分布中的方差。参数 $\delta \in (-\infty, \infty)$ 称为位置参数,由于服从 $S\alpha S$ 分布的随机变量的 n 阶矩当且仅当阶数 n 小于等于特征指数 α 时才存在,所以对于 $S\alpha S$ 分布来说,当 $0 < \alpha \leq 1$ 时, δ 表示的是中值;而当 $1 < \alpha \leq 2$ 时, δ 表示的是中值和均值。

在实际应用中,出于参数估计实用性上的考虑,使用较多的是对称 α 稳定分布($S\alpha S$)。此时, $S\alpha S$ 的特征函数具有比较简单的形式:

$$\phi(w) = \exp\{j\delta w - \gamma |w|^\alpha\} \quad (2)$$

因此,对特征函数作傅里叶逆变换,可以得出 $S\alpha S$ 分布的概率密度函数^[8]:

$$f(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\{j\delta w - \gamma |w|^\alpha\} e^{jwx} dw \quad (3)$$

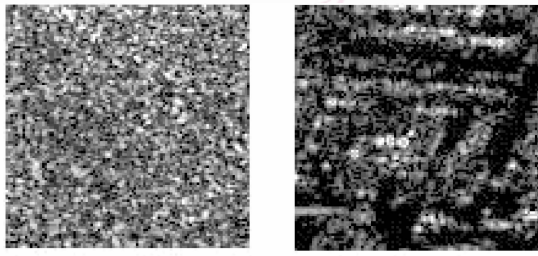
众所周知,提出常规高斯分布的动因是中心极限定理。而 α 稳定分布满足广义中心极限定理,因此, α 稳定分布在理论上的合理性与高斯分布一样,并且 α 稳定分布还能描述更广泛的、不满足中心极限定理的数据。参考文献[7]表明: α 稳定分布是一种更加广义化的高斯分布,它具有非常重要的特性——稳定性,即 α 稳定分布概率密度函数的卷积是封闭的,且其随机变量的相加也是封闭的,这使得线性系统理论的许多方面可以直接扩展到 α 稳定分布的场合。同时,与高斯分布相比, α 稳定分布具有更尖的峰值及更厚的拖尾,对于脉冲干扰严重的极不均匀区域具有比较好的拟合效果。

2.2 α 稳定分布的杂波拟合

为了研究 α 稳定分布与不同区域杂波的拟合精度,对一块均匀的草地区域和一块极不均匀的城市区域,分别采用 K 分布和 α 稳定分布对其进行拟合,拟合效果如图 1 所示。

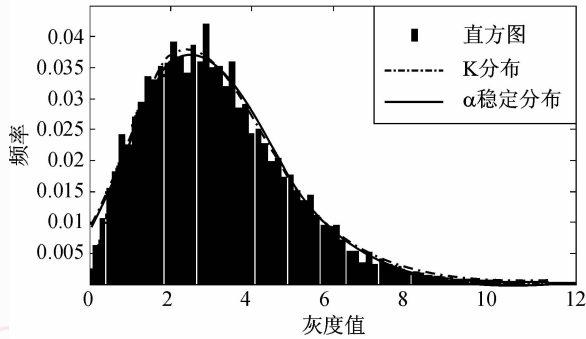
为进一步定量地评估不同分布对不同区域的拟合精度,采用 KS(科尔莫戈罗夫-斯米尔诺夫)检验和 χ^2 检验进行拟合优度检验。KS 检验值反映已知分布的分布函数和图像实际分布函数偏差的上确界,而 χ^2 检验值则反映图像实际分布和已知分布的全局相似度,检验结果如表 1 所示。

从拟合结果可以看出,在均匀区域,K 分布和 α 稳定分布的拟合效果都比较好;而在极不均匀的城市区域,由于人造目标较多,存在着较严重的强脉冲干扰现象,因此 K 分布的拟合效果比较差;而 α 稳定分布能对脉冲干扰现象进行准确地建模,所以在

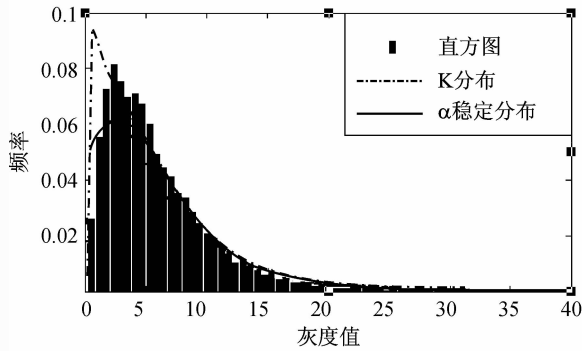


(a) 草地杂波

(b) 城区杂波



(c) 草地杂波拟合效果



(d) 城区杂波拟合效果

图 1 K 分布和 α 稳定分布对不同区域杂波的拟合效果Fig. 1 Fitting effects of K and $S\alpha S$ distribution for different types of clutter表 1 K 分布和 α 稳定分布对不同区域杂波的匹配度检验Tab. 1 Goodness-of-fit of K and $S\alpha S$ distribution for different types of clutter

	K 分布		α 稳定分布	
	KS 检验	χ^2 检验	KS 检验	χ^2 检验
草地	0.019 6	173.337	0.009 0	94.937
城区	0.033 3	345.854	0.018 5	93.745

不均匀区域仍然保持较好的拟合精度。同时, α 稳定分布对杂波数据的拖尾拟合效果较好^[8], 这一特性对于 CFAR 目标检测有着重要的意义。据此不难看出, 对于 SAR 图像回波数据, α 稳定分布是一种

比较精确的分布模型, 而且对均匀区域和不均匀区域都有着比较好的适应性。

3 基于 α 稳定分布的目标检测

一般来说, 基于统计模型的 CFAR 目标检测算法需要经过以下几个步骤: (1) 根据目标尺度信息确定检测窗口大小及进入检测窗口的杂波序列; (2) 根据杂波样本数据的直方图确定杂波分布模型; (3) 估计杂波分布模型的参数; (4) 设置虚警率, 根据模型参数求取检测阈值, 作出判决。在本文算法中, 检测模板采用的是方形空心滑窗, 大小由目标尺度先验信息所确定, 杂波分布模型选择的是 $S\alpha S$ 分布, 因此重点要解决的是分布参数的估计问题和检测阈值的计算问题。

3.1 $S\alpha S$ 分布的参数估计

$S\alpha S$ 分布有多种参数估计方法, 常用的有 Koutrouvelis^[7] 提出的基于样本特征函数的线性回归法和 Tsihrintzis^[9] 提出的基于极值渐近分布理论的参数估计方法。相对来说, Koutrouvelis 线性回归法在一致性、偏差和效率方面有比较好的性能。因此, 本文采用基于样本特征函数的 Koutrouvelis 线性回归法进行参数估计。定义样本特征函数为

$$\hat{\phi}(w) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \exp(jwx_k) \quad (4)$$

式中, $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 是来自总体 X 的 N 个独立样本, 而 X 是服从 $S\alpha S$ 分布的随机变量。样本特征函数是特征函数的一致估计, 它能唯一地确定密度函数。注意到样本特征函数 $\hat{\phi}(w)$ 是一个非平稳的随机过程, 满足 $0 < |\hat{\phi}(w)| \leq 1$, 从而 $\hat{\phi}(w)$ 的所有阶矩都是有限的。

由式(2)容易推出 $S\alpha S$ 分布的特征函数及其参数要满足以下的关系式:

$$\begin{cases} \log(-\log|\phi(w)|^2) = \log(2\gamma) + \alpha \log|w| \\ \frac{\text{Im}(\phi(w))}{\text{Re}(\phi(w))} = \tan(\delta w) \end{cases} \quad (5)$$

因此参数 α 和 γ 可从下面的线性回归式进行估计:

$$y_k = \mu + \alpha t_k + \varepsilon_k \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (6)$$

式中, $y_k = \log(-\log|\hat{\phi}(w_k)|^2)$, $\mu = \log(2\gamma)$, $t_k = \log|w_k|$, ε_k 代表均值为零的独立同分布的误差项, K 为样本个数。而参数 δ 也可以通过下面的线性回归式进行估计:

$$z_k = \delta w_k + \varepsilon_k \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (7)$$

式中, $z_k = \arctan(\text{Im}(\hat{\phi}(w_k))/\text{Re}(\hat{\phi}(w_k)))$, ε_k 代表均值为零的独立同分布的误差项, K 为样本个数。通过 Koutrouvelis 线性回归法估计的参数是一致收敛和渐近无偏的^[7]。

3.2 基于 $S\alpha S$ 分布的 CFAR 检测器

在一般的 CFAR 检测算法中, 对于给定的概率密度函数 $f(x)$ 和虚警率 P_{fa} , 可根据下式计算检测阈值:

$$\int_r^{\infty} f(x) dx = P_{fa} \quad (8)$$

由于 $S\alpha S$ 分布的概率密度函数没有显式的表达式, 对于给定的虚警率 P_{fa} , 无法直接利用积分的方法求解阈值 T 。为解决这个问题, 首先将 $S\alpha S$ 分布进行标准化^[10], 再利用标准 $S\alpha S$ 分布求解 CFAR 检测阈值, 具体的原理与做法如下。

$S\alpha S$ 分布的概率密度函数 $f(x)$ 和特征函数 $\phi(w)$ 是如下的一对傅里叶变换对:

$$f(x) \leftrightarrow \phi(w) = \exp(j\delta w - \gamma |w|^\alpha) \quad (9)$$

根据傅里叶变换的平移性质, 有

$$\begin{aligned} f(x - \delta) &\leftrightarrow \exp(-j\delta w) \phi(w) \\ &= \exp(-| \gamma^\frac{1}{\alpha} w |^\alpha) \end{aligned} \quad (10)$$

令 $z = (x - \delta)/\gamma^\frac{1}{\alpha}$, $w' = \gamma^\frac{1}{\alpha} w$, 根据傅里叶变换的尺度性质, 有

$$f_0(z) = f\left(\frac{x - \delta}{\gamma^\frac{1}{\alpha}}\right) \leftrightarrow \exp(-|w'|^\alpha) \quad (11)$$

显然, 随机变量 z 服从 $\delta = 0, \gamma = 1$ 的标准 $S\alpha S$ 分布, $f_0(z)$ 为标准 $S\alpha S$ 分布的概率密度函数。通过标准化后, 式(8)变为

$$\int_{(T-\delta)/\gamma^{1/\alpha}}^{\infty} f_0(x) dx = P_{fa} \quad (12)$$

因此, 基于 $S\alpha S$ 分布的 CFAR 判决为目标点的条件可由下式决定:

$$\frac{A - \hat{\delta}}{\hat{\gamma}^{1/\alpha}} \geq T \quad (13)$$

式中, A 为待检测单元幅度值, $\hat{\alpha}, \hat{\gamma}, \hat{\delta}$ 是由参考单元样本估计的 $S\alpha S$ 分布的参数, T 则是对应给定的虚警率 P_{fa} 的标准 $S\alpha S$ 分布的检测阈值。对于每个确定的 α , $f_0(x)$ 都是确定的函数, 因此可以事先用数值方法计算出标准 $S\alpha S$ 分布的检测门限与虚警率

的对应表。这样在之后的检测过程中就可以通过查表的方式来快速地获得检测门限值, 从而实现 CFAR 目标检测。

4 实验结果与实验分析

实验采用的是林肯实验室的 ADTS 数据, 传感器为机载 SAR/RAR 毫米波传感器, 工作波段为 Ka 波段, 工作频率为 32.6 G 到 37 GHz, 条带模式成像。图像大小为 512×2048 , 分辨率为 $0.3 \text{ m} \times 0.3 \text{ m}$, 图中包含着各种不同的人造目标, 有坦克、装甲人员运输车、榴弹炮、角反射器等。图 2 为 ADTS 数据集中的 m78p8f21hh 图片, 其中包含 13 个人造目标(白色方框的部分)。

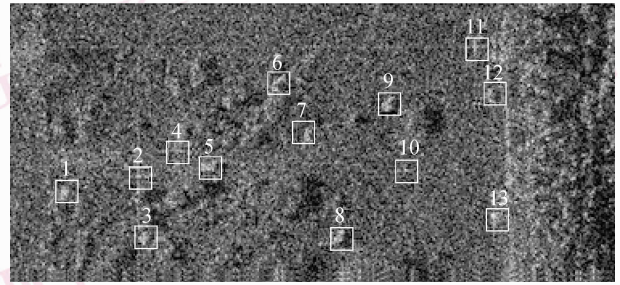


图 2 m78p8f21hh 原始图像

Fig. 2 m78p8f21hh original image

分别采用 K-CFAR 和 $S\alpha S$ -CFAR 检测方法对 m78p8f21hh 图像进行检测, 设置虚警率为 0.002, 背景窗口为 101×101 , 保护窗口为 51×51 , 通过计数滤波进行目标聚类, 最后的检测结果分别如图 3 和图 4 所示。对于原始图像中的 13 个目标, K-CFAR 检测算法正确检测出了 11 个目标, 漏警目标数为 2 个, 检测率为 84.6%, 无虚警; 而 $S\alpha S$ -CFAR 检测算法正确检测出了 13 个目标, 漏警目标数为 0, 检测

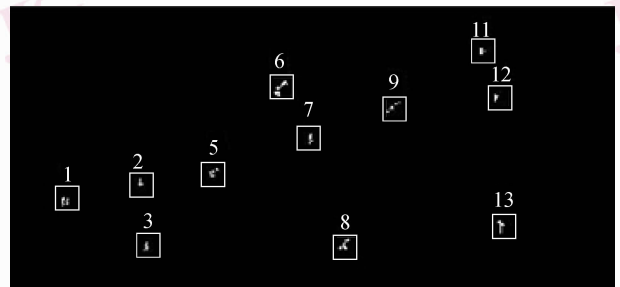
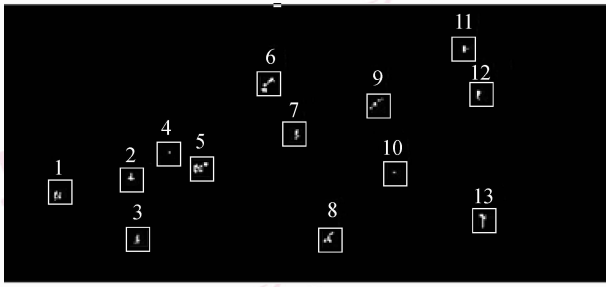


图 3 基于 K 分布的 CFAR 检测结果

Fig. 3 K-CFAR result

图4 基于 $S\alpha S$ 分布的 CFAR 检测结果Fig. 4 $S\alpha S$ -CFAR result

率为 100%, 无虚警。更进一步研究发现, 基于 K 分布的 CFAR 检测算法的两个漏警目标(目标 4 和目标 10)都是强度比较弱的角反射器。这是因为在弱目标区域, 存在的脉冲干扰现象比较严重, 目标回波的信噪比较低, 因此基于 K 分布的 CFAR 检测算法出现了漏警的情况; 而 $S\alpha S$ 分布能对脉冲干扰现象进行准确的建模, 因此在目标信噪比较低的区域也有着较好的检测性能。

实验共对 5 幅 ADTS 图像分别进行 K-CFAR 和 $S\alpha S$ -CFAR 检测, 检测结果如表 2 所示。

表 2 基于 K 分布和 $S\alpha S$ 分布的 CFAR 检测结果Tab. 2 K-CFAR and $S\alpha S$ -CFAR result

场景号	K 分布						$S\alpha S$ 分布					
	目标总数	漏警目标	虚警像素	检测概率 (%)	虚警率 ($10e^{-5}$)	处理时间 (s)	目标总数	漏警目标	虚警像素	检测概率 (%)	虚警率 ($10e^{-5}$)	处理时间 (s)
m78p122	6	0	0	100	0	118.5	6	0	0	100	0	215.5
m78p123	9	0	43	100	4.10	130.2	9	1	0	88.9	0	223.3
m78p723	8	1	0	87.5	0	125.2	8	1	0	87.5	0	218.6
m78p821	13	2	0	84.6	0	135.2	13	0	0	100	0	238.1
m85p321	7	0	23	100	2.19	123.5	7	0	0	100	0	219.8

实验结果表明, 与基于 K 分布的 CFAR 检测算法相比, 基于 $S\alpha S$ 分布的 CFAR 检测算法具有较好的检测性能, 能达到较高的检测率和较低的虚警率。但是, 由于 $S\alpha S$ 分布模型比较复杂, 估计模型参数的计算量比较大, 所以需要的处理时间比较长。

5 结 论

首先通过实验验证了 α 稳定分布对各种不同性质区域的杂波数据都有较好的拟合效果。在此基础上, 研究了基于 α 稳定分布的 SAR 图像 CFAR 目标检测算法, 首先进行 $S\alpha S$ 分布的参数估计, 再将 $S\alpha S$ 分布标准化, 最后通过查表的方法快速得到 CFAR 检测阈值。对 ATDS 数据的处理验证了基于 α 稳定分布的 CFAR 目标检测算法有着较高的检测率和较低的虚警率, 对于信噪比较低的强干扰区域也有较好的检测性能。

参考文献 (References)

- Li J, Zelnio E G. Target detection with synthetic aperture radar[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1996, 32(2):613-627.
- Novak L M, Halversen S D. Effects of polarization and resolution on

SAR ATR[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1997, 33(1):102-115.

- George S F. The Detection of Nonfluctuating Targets in Log-normal Clutter[R]. NRL Report 6796, Washington DC, USA: Naval Research Laboratory, 1968.
- Schlehe D C. Radar detection in weibull clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1976, 12(6):736-743.
- Oliver C J, Quegan S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images[M]. Boston, US: Artech House, 1998.
- Watts S. Radar detection prediction in K-distribution sea clutter and thermal noise[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1987, 23(1):40-45.
- Qiu Tian-shuang, Zhang Xu-xiu, Li Xiao-bing, et al. Statistical Signal Processing—Nongaussian Signal Processing and Application[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004:139-172. [邱天爽, 张旭秀, 李小兵等. 统计信号处理——非高斯信号处理及其应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004:139-172.]
- Kapoor R, Banerjee A, Tsihrintzis G A, et al. UWB radar detection in foliage-penetrating SAR images using alpha-stable models[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1998, 34(3):819-833.
- Tsihrintzis G A, Nikias C L. Fast estimation of the parameters of alpha stable impulsive interference[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(6):1492-1503.
- Banerjee A, Burlina P, Chellappa R. Adaptive target detection in foliage-penetrating SAR images using alpha-stable models[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(12):1823-1831.