

应用 Alpha 稳定分布对雷达杂波的辨识

李旭涛^① 王首勇^② 金连文^①

^①(华南理工大学电子与信息学院 广州 510641)

^②(空军雷达学院军队重点实验室 武汉 430019)

摘要: 该文引入正向 Alpha 稳定分布辨识常见的瑞利、韦布尔、对数正态和 K 分布雷达杂波, 以该分布模型参数表征 4 类雷达杂波的拖尾分布。提出了以 Alpha 稳定分布模型参数作为杂波分类特征的雷达杂波辨识的新方法, 实现了对常见 4 种杂波分布的辨识。仿真结果表明, 同经典的 KS 假设检验方法相比, 该方法辨识精度高、运算量小。

关键词: 雷达杂波辨识; 杂波分布; Alpha 稳定分布

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)09-2042-04

Radar Clutter Recognition Using Alpha Stable Distribution

Li Xu-tao^① Wang Shou-yong^② Jin Lian-wen^①

^①(School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

^②(Key Laboratory, Wuhan Radar Institute, Wuhan 430019, China)

Abstract: In this paper, the Positive Alpha Stable ($P\alpha S$) distribution is introduced to identify four traditional kinds of radar clutter, such as Rayleigh, Weibull, Log-normal and K. The tail distributions of various clutters are represented with $P\alpha S$ parameterization. Furthermore, a new method for recognizing such radar clutter distributions is proposed, which relies on the estimated model parameters for Alpha stable distribution. Simulation results show that the proposed new method has higher precision and less calculation burden in comparison with traditional KS testing.

Key words: Radar clutter recognition; Clutter distribution; Alpha stable distribution

1 引言

雷达地(海)杂波对雷达探测性能的发挥有较大影响。机载预警雷达所面临的杂波环境非常复杂, 并随时间和地理环境而变化, 当杂波环境变化时, 其恒虚警(CFAR)检测方法应适应于杂波类型的变化。因此, 准确、实时地判别杂波的类型对提高雷达探测性能至关重要。目前雷达杂波分布类型常用的主要有单参数的瑞利(Rayleigh)分布与双参数的韦布尔(Weibull)分布、对数正态(log-normal)分布和 K 分布等 4 种^[1]。

Alpha 稳定分布^[2]又称非高斯(non-gaussian)稳定分布的概念由 Lévy 提出, 与概率理论的大数定律及中心极限定理有着密切的联系。大数定律描述了随机变量序列的稳定性, 而中心极限定理描述了分布函数的稳定性^[2]。Alpha 稳定分布适合描述具有较重拖尾的分布类型, 不同的分布参数对应不同的分布。由于雷达杂波分布往往具有较重的拖尾, 近年来, 该分布模型在雷达信号处理方面逐渐得到重视,

Tsakalides 等人对符合 Lévy 分布(又称 Pearson 分布)的杂波, 分析了 3 类 CFAR 处理器 CA-CFAR, OS-CFAR 和 PTM (P-percent Truncated Mean)-CFAR 的性能^[3]。他们基于 Alpha 稳定分布, 又提出了一种联合估计角度和 Doppler 频移的方法, 并导出了其 Cramer-Rao 下限^[4]。Kuruoglu 等人将 Alpha 稳定分布视为一种广义的 Rayleigh 分布应用于描述某些呈现重尾分布的合成孔径雷达的成像数据^[5]。Kapoor 等人针对树林遮蔽的合成孔径雷达图像目标侦测, 提出了一种基于像素 ScS 分布(对称的 Alpha 稳定分布)的 CFAR 检测器^[6], 然而由于 Alpha 稳定分布的 PDF 无闭式表达, 该处理器的检测门限需要通过数值计算来确定, 不仅计算量大, 而且无法进行深入的性能分析。

本文引入 Alpha 稳定分布用于描述 4 种常用的雷达杂波分布类型, 通过估计不同杂波分布观测序列的 Alpha 稳定分布模型参数, 建立了 Alpha 稳定分布参数和杂波类型之间的对应关系, 这为建立新的 CFAR 检测器及对比研究提供了依据。

目前检验杂波类型的方法主要有属于经典的 χ^2 和 KS 假设检验方法^[7], 该类方法需根据观测序列估计样本概率密度或样本累积分布函数, 存在受样本区间划分影响大, 对参

2007-06-01 收到, 2007-11-06 改回

国家自然科学基金(60475024), 中国博士后科学基金(20070410823)和 华南理工大学博士后创新科学基金资助课题

数估计的精度要求高, 计算复杂等缺点; 基于高阶统计量、截集门限特征的分类方法^[8], 该方法对数正态分布杂波的高阶统计量不稳定, 统计截集门限为特征又过于单一; 基于矩形图特征的神经网络方法^[9], 该方法需要大量的样本观测, 并且检验精度不够高。本文提出一种基于 Alpha 稳定分布的杂波辨识的新方法。该方法通过估计杂波样本序列 Alpha 稳定分布的模型参数 α 和 σ , 并将其作为杂波分类特征, 实现了对常见的 4 种分布杂波的辨识。仿真结果表明同 KS 检验相比, 该方法具有较高的辨识精度。

2 Alpha 稳定分布与性质

Alpha 稳定分布 $S_\alpha(\sigma, \beta, \mu)$ 具有 4 个参数: 特征参数(characteristic exponent) α , 尺度参数(scale parameter) σ , 偏斜参数(skewness parameter) β , 位移参数(shift parameter) μ 。其中, α 决定了分布的拖尾程度(α 越小则分布的拖尾越重), σ 代表分布的离散程度, β 代表分布相对于其中心点左右分布的不对称程度, 即偏斜程度; μ 代表了分布的位置参数。各参数的取值范围为 $0 < \alpha \leq 2, \sigma \geq 0, -1 \leq \beta \leq 1$ 和 $\mu \in \mathbb{R}$ 。设 x 为 Alpha 稳定分布 $S_\alpha(\sigma, \beta, \mu)$ 的随机变量, 其特征函数表示为

$$\Phi(\omega) = E \exp[j\omega x] = \begin{cases} \exp\left\{j\mu\omega - |\sigma\omega|^\alpha \left(1 - j\beta \operatorname{sgn}(\omega) \tan \frac{\pi\alpha}{2}\right)\right\}, & \alpha \neq 1 \\ \exp\left\{j\mu\omega - |\sigma\omega| \left(1 + j\beta \frac{2}{\pi} \operatorname{sgn}(\omega) \ln|\omega|\right)\right\}, & \alpha = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中 $\operatorname{sgn}(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega > 0 \\ 0, & \omega = 0 \\ -1, & \omega < 0 \end{cases}$ 是符号函数。稳定分布拖尾的性质:

若 $X \sim S_\alpha(\sigma, \beta, \mu), 0 < \alpha < 2$, 则有

$$\left. \begin{aligned} \lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda^\alpha P\{X > \lambda\} &= C_\alpha \frac{1+\beta}{2} \sigma^\alpha \\ \lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda^\alpha P\{X < -\lambda\} &= C_\alpha \frac{1-\beta}{2} \sigma^\alpha \end{aligned} \right\} \text{成立, 其中 } C_\alpha = \begin{cases} \frac{1-\alpha}{\Gamma(2-\alpha) \cos(\pi\alpha/2)}, & \alpha \neq 1 \\ 2/\pi, & \alpha = 1 \end{cases}, \text{ 当 } \beta = 1$$

时, 分布的拖尾满足:

$$\lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda^\alpha P\{X > \lambda\} = C_\alpha \sigma^\alpha \quad (2)$$

复杂的地、海杂波具有显著的“杂波尖峰”, 常使得概率密度函数具有较重的拖尾, 其统计特征严重偏离高斯分布。Alpha 稳定分布是描述重尾分布良好的统计模型, 通过改变其特征参数能够描述很广范围的非高斯特性, 如图 1 所示为 α 取不同值时正向 Alpha 稳定分布(Positive Alpha Stable distribution, P α S) $S_\alpha(1, 1, 0)$ 的 PDF, 偏斜参数 $\beta = 1$ 。杂波幅度分布为右尾分布, 区别不同类型杂波的关键在于分布的拖尾部分^[10], 由式(2)可知模型参数 α 和 σ 决定了分布的拖尾, 因此 α 和 σ 可以作为区分不同类型杂波的有效特征。

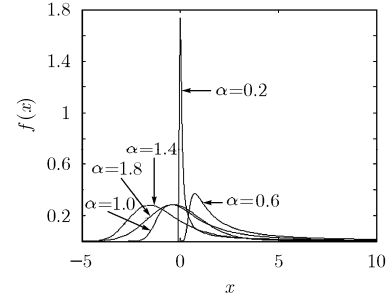


图 1 $S_\alpha(1, 1, 0)$ 在 $\alpha = 0.2, 0.6, 1.0, 1.4, 1.8$ 时 PDF

3 传统的 4 种杂波类型

传统雷达杂波分布模型中, 除 Rayleigh 分布为单参数外, 其他 3 种分布模型均为双参数, 两个参数分别为尺度参数(scale parameter)和形状参数(shape parameter), 尺度参数代表分布的中位数, 形状参数影响分布的形状。

对于 Rayleigh 杂波, 其概率密度函数为 $f(x) = \frac{x}{B^2} \cdot \exp\left(-\frac{x^2}{2B^2}\right)$, 其中 B 为瑞利参数, 表示杂波功率的大小。

Weibull 分布杂波, 其概率密度函数为 $f(x) = \begin{cases} \frac{C}{B} \left(\frac{x-\mu}{B}\right)^{C-1} \exp\left(-\left(\frac{x-\mu}{B}\right)^C\right), & x \geq \mu \\ 0, & x \leq \mu \end{cases}$, 其中 B 为尺度参数, C 为形状参数。

Log-normal 分布杂波, 概率密度函数为 $f(x) = \frac{1}{x\sigma_{LN}\sqrt{2\pi}} \cdot \exp\left(-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma_{LN}^2}\right), x > 0$, 其中 μ 为尺度参数, σ_{LN} 为形状参数。

K 分布杂波, 概率密度函数为 $f(x) = \frac{2}{a\Gamma(v+1)} \left(\frac{x}{2a}\right)^{v+1} \cdot K_v\left(\frac{x}{a}\right), x > 0$, 其中, $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数, $K_v(\cdot)$ 为第二类 v 阶修正 Bessel 函数, a 为尺度参数, v 为形状参数。

由于稳定分布参数 μ 只表示分布的位移并不影响分布的形状, 因此仅需估计 α 和 σ 即可确定杂波分布的类型。

4 杂波的 Alpha 稳定分布模型参数估计

目前 Alpha 稳定分布参数的估计方法主要有: 极大似然法(maximum likelihood)^[11]分位数法(quantile method)^[12]和样本特征函数法(sample characteristic function method)^[13]。极大似然法具有较好的精度, 但是运算量大, 而分位数法仅适合于估计 $\alpha \in [0.6, 2.0]$ 的情况, 样本特征函数法计算简单同时具有较好的估计精度。因此本文基于样本特征函数法, 采用如下的估计方法: 由杂波序列 $x_i \{1 \leq i \leq N\}$, 计算样本特征函数

$$\Phi(\omega) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{j\omega x_i} \quad (3)$$

对式(1)两边取对数 $\Psi(\omega) = \ln(\Phi(\omega))$ ，其实部和虚部分别为

$$\text{Re}[\Psi(\omega)] = \begin{cases} -|\sigma\omega|^\alpha, & \alpha \neq 1 \\ -|\sigma\omega|, & \alpha = 1 \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{Im}[\Psi(\omega)] = \begin{cases} \mu\omega + |\sigma\omega|^\alpha \beta \text{sgn}(\omega) \tan \frac{\pi\alpha}{2}, & \alpha \neq 1 \\ \mu\omega - |\sigma\omega| \beta \frac{2}{\pi} \text{sgn}(\omega) \ln|\omega|, & \alpha = 1 \end{cases} \quad (5)$$

对式(4)两边取对数，得到

$$\ln\{-\text{Re}[\Psi(\omega)]\} = \begin{cases} \alpha \ln|\omega| + \alpha \ln\sigma, & \alpha \neq 1 \\ \ln|\omega| + \ln\sigma, & \alpha = 1 \end{cases} \quad (6)$$

由式(6)，通过线性回归实现参数 α, σ 的估计。

大量实验研究表明，韦布尔分布形状参数取值范围为 $0.506 \leq C \leq 2$ ；对数正态分布形状参数取值范围为 $0.335 \leq \sigma_{LN} \leq 1.147$ ；K 分布形状参数的取值范围为 $v > -1$ 。

对每一种分布类型，给定该分布不同的参数产生相应的样本序列，选取序列长度 $N=1000$ ，对每一个样本序列估计 Alpha 稳定分布的参数 α 和 σ 。进行 1000 次的 Monte-Carlo 实验，图 2 为 4 类分布的 Alpha 稳定分布参数 α 和 σ 估计值的均值随一定范围内模型形状参数的变化曲线。

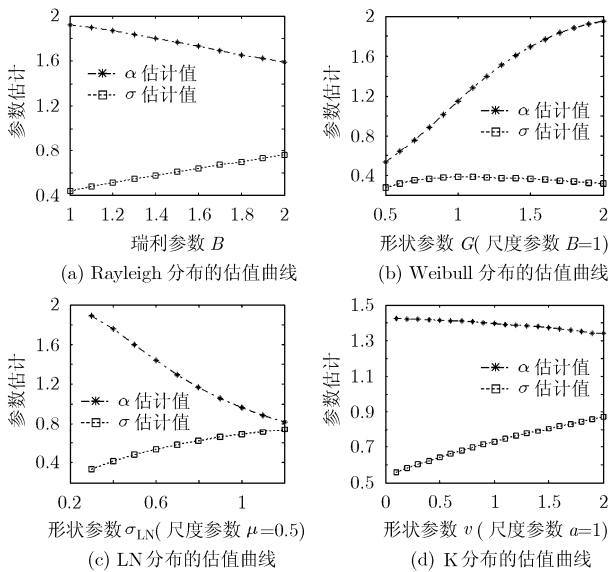


图 2 4 种杂波分布对应 (α, σ) 的估值随分布形状参数的变化曲线

图 2 中 4 种杂波 Alpha 稳定分布参数估计的标准差分别为：Rayleigh 分布， α 估计的标准差为 0.0426， σ 估计的标准差为 0.0154；Weibull 分布， α 估计的标准差为 0.0307， σ 估计的标准差为 0.0117；Log-Normal(LN)分布， α 估计的标准差为 0.0360， σ 估计的标准差为 0.0199；K 分布， α 估计的标准差为 0.0430， σ 估计的标准差为 0.0200。上述对杂波的参数估计结果表明在相应杂波参数取值范围内，4 种杂波分布所对应的 Alpha 稳定分布参数 α 和 σ 存在着较大差异。因此，可以将参数 α 和 σ 作为杂波模式的分类特征。

5 杂波分布类型的辨识

为了辨识 4 种雷达杂波的分布类型，应用上述参数估计

方法估计 4 种分布杂波的 Alpha 稳定分布参数 α 和 σ ，作为分类特征，对每种杂波求出分布参数取值范围内所对应的所有 Alpha 稳定分布参数 α 和 σ 作为该分布杂波的特征集。对 4 种杂波模式，设 $j(j = 1, 2, \dots, 4)$ 类模式具有 M_j 个特征样本矢量 $\mathbf{y}_k^{(j)}$

$$\mathbf{y}_k^{(j)} = (\alpha_k^{(j)}, \sigma_k^{(j)}) \quad (7)$$

其中 $k = 1, 2, \dots, M_j$ ， k 为每类杂波模式中不同形状参数所对应的特征样本序号， $\alpha_k^{(j)}, \sigma_k^{(j)}$ 为第 j 类模式中第 k 个形状参数所对应的 Alpha 稳定分布模型参数。对待分类的雷达杂波样本序列 $x_i \{1 \leq i \leq N\}$ ，估计其 Alpha 稳定分布参数 $\mathbf{y} = (\hat{\alpha}, \hat{\sigma})$ ，判决准则为

$$d_{k_j} = \min_{k=1,2,\dots,M_j} \|\mathbf{y} - \mathbf{y}_k^{(j)}\|, k_j \in \{1, 2, \dots, M_j\} \quad (8)$$

若 $d_{k_m} = \min_{j=1,2,\dots,5} d_{k_j}$ ， $m \in \{1, 2, \dots, 4\}$ ，则 \mathbf{y} 属于第 m 类与 k_m 相对应的形状参数的杂波模式。

为检验本辨识方法的性能，与经典的假设检验 KS 拟合检验方法进行了详细比较。对每种杂波序列，选取两种大小不同的形状参数(尺度参数固定)分为两组进行辨识实验，第 1 组参数选取：Rayleigh 杂波 $B=1.5$ ；Weibull 杂波 $B=1$ ， $C=1.2$ ；LN 分部杂波 $\mu=0.5$ ， $\sigma_{LN}=0.8$ ；K 分布杂波 $a=1$ ， $v=1$ 。第 2 组参数选取：Rayleigh 杂波 $B=1.9$ ；Weibull 杂波 $B=1$ ， $C=1.8$ ；LN 分部杂波 $\mu=0.5$ ， $\sigma_{LN}=1.1$ ；K 分布杂波 $a=1$ ， $v=1.9$ 。序列长度均取为 1000 点，对每一样本序列进行 10000 次 Monte-Carlo 仿真识别实验。两组不同参数的杂波分布识别结果如表 1 和表 2。

由于 Rayleigh 分布是 Weibull 分布的特例，因此实验中当 Rayleigh 杂波被辨识成 Weibull 杂波时，将其认作正确的辨识。对于 KS 检验，在检验前需要估计分布的模型参数，

表 1 第 1 组模型参数辨识结果

辨识 正确率 (%)	杂波类型			
	Rayleigh ($B=1.5$)	Weibull ($B=1$, $C=1.2$)	LN($\mu=0.5$, $\sigma_{LN}=0.8$)	K 分布 ($a=1$, $v=1$)
本文 方法	99.81	99.92	99.99	98.15
KS 检验	99.29	96.40	95.97	85.55

表 2 第 2 组模型参数辨识结果

辨识 正确率 (%)	杂波类型			
	Rayleigh ($B=1.9$)	Weibull ($B=1$, $C=1.8$)	LN ($\mu=0.5$, $\sigma_{LN}=1.1$)	K 分布 ($a=1$, $v=1.9$)
本文 方法	99.47	88.50	100	100
KS 检验	99.48	18.70	96.14	84.93

本文对 4 种杂波的分布参数估计均采用矩估计方法。为考察杂波序列长度对辨识精度的影响,对上述两组杂波参数,分别选取不同的序列长度(N 从 100 以步长 100 递增至 1000)进行比较。两种方法识别的性能(平均辨识正确率)曲线如图 3 所示。

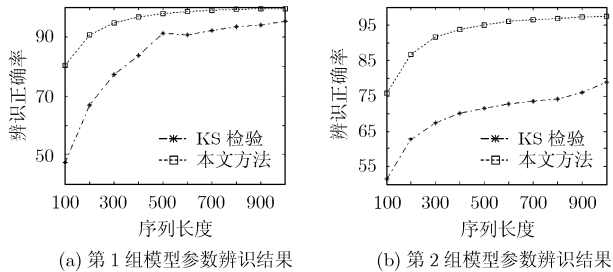


图 3 不同样本容量本文检验方法同 KS 检验方法精度的比较

由图 3 可见,小样本时两种检验方法的检验精度低于大样本时的检验精度,但本文方法的辨识正确率在各种序列长度下均明显高于 KS 检验。此外,基于 Alpha 稳定分布的辨识方法的特征集是在训练阶段构建的,辨识时仅需计算待辨识杂波序列的 Alpha 稳定分布的参数 α 和 σ ,并与特征集模式特征进行简单的匹配,因而计算量小,便于实时处理。

6 结束语

本文提出了一种基于 Alpha 稳定分布模型参数特征辨识雷达多杂波分布类型的新方法,并同传统的 KS 假设检验辨识分布类型的方法进行了详细的比较。仿真结果表明本文提出的方法具有较高的辨识精度。

参考文献

- [1] 何友, 关键, 彭应宁等著. 雷达自动检测与恒虚警处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999, 第 6, 8 章.
He You, Guan Jian, and Peng Ying-ning *et al.* Automatic Radar Detection and Constant False Alarm Rate Processing. Tsinghua University press, Beijing, 1999, Chapter 6 and chapter 8.
- [2] Samorodnitsky G and Taquu M. Stable Non-Gaussian Random Processes: Stochastic Models with Infinite Variance [M]. Chapman and Hall, New York, London, 1994, Chapter 1.
- [3] Tsakalides P, Trinic F, and Nikias C L. Performance assessment of CFAR processors in Pearson-distributed clutter [J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, 36(4): 1377-1386.
- [4] Tsakalides P, Raspanti R, and Nikias C L. Angle/Doppler estimation in heavy-tailed clutter backgrounds [J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(2): 419-436.
- [5] Kuruoglu E E and Zerubia J. Modeling SAR images with a generalization of the Rayleigh distribution [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2004, 13(4): 527-533.
- [6] Kapoor R, Banerjee A, Tsihrintzis G A, and Nandhakumar N. UWB radar detection of targets in foliage using alpha-stable clutter models [J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(3): 819-834.
- [7] 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.
Wang Shou-yong, Liu Jun-kai, and Wang Yong-liang. CFAR detection for multi-class clutter distribution Based on airborne radar [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2005, 33(3): 484-487.
- [8] 马晓岩, 方学立, 向家彬. 两种相关杂波的识别方法及其实验比较[J]. *电子学报*, 2003, 31(6): 851-854.
Ma Xiao-yan, Fang Xue-li, and Xiang Jia-bin. Two methods of correlated clutter recognition and their experimental comparison [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(6): 851-854.
- [9] Jakubiak A, *et al.* Radar clutter classification using kohonen neural network [C]. Proc. of international radar conference, Edinburgh, 1997: 185-188.
- [10] Billingsley J B, *et al.* Statistical analyses of measured radar ground clutter data [J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(2): 579-593.
- [11] DuMouchel W H. On the asymptotic normality of the maximum-likelihood estimate when sampling from a stable distribution [J]. *Annals of Statistics*, 1973, 1(5): 948-957.
- [12] McCulloch J H. Simple consistent estimators of stable distribution parameters [J]. *Communications in Statistics. Simulation and Computation*, 1986, 15(4): 1109-1136.
- [13] Kogon S M and Williams D B. On the characterization of impulsive noise with α -stable distributions using Fourier techniques [C]. 1995 Conference Record of the Twenty-Ninth Asilomar Conference on, Pacific Grove, California, 1995, 2: 787-791.

李旭涛: 男, 1971 年生, 博士后, 研究方向为统计信号处理与模式识别。

王首勇: 男, 1956 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为现代信号处理、雷达信号处理、模式识别等。

金连文: 男, 1968 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为现代模式识别。