

两种相关杂波的识别方法及其实验比较

马晓岩, 方学立, 向家彬

(空军雷达学院信息工程系, 湖北武汉 430019)

摘 要: 为使现代雷达在复杂多变的杂波背景中能够自适应地进行最佳信号处理, 对相关雷达杂波进行实时识别将是一件有意义的工作. 本文基于由三种典型幅度概率分布杂波所构成的类属空间, 提出了基于高阶统计量联合矢量和 A 截集门限特征的两种相关杂波识别方法. 通过蒙特卡罗实验进行了仿真识别, 并对两种方法进行了比较, 得出了有益的结论.

关键词: 相关杂波; 统计特性; 仿真; 杂波识别

中图分类号: TN9551.3

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2003) 06-0852-04

Two Methods of Correlated Clutter Recognition and their Experimental Comparison

MA XiaoYan, FANG Xueli, XIANG JiaBing

(Department of Information Engineering, Air Force Radar Academy, Wuhan, Hubei 430019, China)

Abstract: In order to ensure the adaptive and optimal processing of modern radar in complex and time-varying clutter, it is significant to recognize the classification of the clutter in real time. Based on the classification space formed by three typical clutter amplitude PDFs, the authors present two correlated clutter recognition methods in this paper: one is characterized by the high order statistics combination vector, and another uses a so-called A -truncation set threshold. Monte Carlo experiments are made for recognition simulations, and a comparison of the two methods is also made to get some useful results.

Key words: correlated clutter; statistical characteristic; simulation; clutter recognition

1 引言

雷达总是工作于各种不同的杂波环境, 如何最佳地在雷达杂波中对目标回波进行检测是现代雷达信号处理的一个重要课题. 随着雷达技术特别是高分辨雷达技术的发展, 人们已从不同的角度提出了各种不同形式的雷达杂波模型, 特别是非高斯分布的相关杂波模型, 以尽量逼真地描述雷达工作环境. 对于这些不同的杂波, 雷达信号的最优处理器应是不同的. 若能够实时识别杂波环境, 将会给雷达信号最优处理器的自适应工作带来极有价值的信息. 如若能实时区分气象杂波、地杂波或海杂波, 则通过运用不同的杂波对消方法可以很大程度上提高雷达改善因子性能^[1]; 又如在恒虚警率处理中, 若能根据杂波的观测数据先验获取杂波幅度统计模型, 则采用不同的 CFAR 策略, 可以获得近似最佳的 CFAR 效果^[2].

众所周知, 在目标识别方面, 近年来研究成果颇多. 但在雷达杂波识别方面, 见诸报道的文献较少. 基于雷达杂波的不同特征, 已提出幅度统计分析法^[3]、频谱分析法^[4]、AR 参数法^[5]等杂波识别方法. 其中较具代表性的是文献[3], 其基于矩形图提取杂波幅度统计特征 PDF, 并运用 Kohonen 神经网络

完成杂波分类. 但该方法需要样本数据量很大, 使其在雷达杂波识别的实际应用中受到限制.

本文结合某高性能雷达信号处理系统研究的实际需求, 在以三种典型杂波幅度 PDF 构造模式类空间的基础上, 提出了分别运用高阶统计量联合矢量^[6]和 PDF 截集面积 A 进行特征提取的两种相关杂波识别方法.

下文在介绍识别处理框图之后, 分别对两种识别方法进行了阐述, 然后介绍运用两种方法对模拟相关杂波进行识别及性能比较的仿真实验, 最后给出了本文的结论.

2 识别方法

2.1 识别处理器框图

所设计的雷达杂波识别器结构如图 1 所示, 图中杂波采样数据记为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, 杂波各种可能分布构成分类类别, 即类属空间为: $C = \{f_1, f_2, \dots, f_M\}$.

2.1.2 基于高阶统计量联合矢量特征提取的识别方法

本法一方面对样本数据依矩法或最大似然法求取各可能分布的参数, 再由各分布的 K 阶原点矩或特征函数求得相应的高阶矩和高阶累积量; 另一方面, 由样本数据直接计算

出样本高阶矩和高阶累积量. 最后计算样本高阶统计量联合矢量与各可能分布高阶统计量联合矢量之间的距离, 所得距离最小者, 即是所识别出的杂波种类.

雷达杂波类属空间对应的三种 PDF 及其原点矩公式见表 1, 在表 2 中给出了上述三种分布的参数确定公式.

$$\text{其中: } D = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\ln x_i - L)^2} \quad (1)$$

$$B_p = \frac{E(X^{p+2})}{E(X^p) E(X^2)} \quad (2)$$

$$E(X^{(\#)}) = \frac{1}{N} \sum_{i=2}^N x_i^{(\#)} \quad (3)$$

$r U(0.5764)$ 为欧拉常数.

联合特征矢量定义为: $t = [M_1, M_2, \dots, M_K, V_1, V_2, \dots, V_K, C_1, C_2, \dots, C_K]^T = [m, s, v, c]^T$, 其中 m, v 和 c 分别为原点矩、中心矩和累积量矢量. 设采样样本的特征为 t_0 , 可能分布的特征为

$$t_i, i \in (1, 2, \dots, M)$$

则样本特征与第 i 种分布的特征距离为:

$$D_i = + t_i - t_0 + \quad (4)$$

高阶的统计量虽可以提供较丰富的分布特征, 但其在数值上一般较低阶统计量大, 会削弱甚至掩盖低阶统计量所提供的分布参数(一、二阶矩)特征, 因此本文进而提出加权高阶统计量雷达杂波识别方法. 加权后的特征距离定义为:

$$D_{iw} = + [g_m s \ g_v s \ g_c] (t_i - t_0) + \quad (5)$$

其中 g_m, g_v 和 g_c 为加权函数矢量, 一般取为单调递减函数.

2.1.3 基于截集法特征提取的识别方法

正如后文的仿真实验所表明, 上述基于高阶统计量特征的雷达杂波识别方法虽然可克服矩形图法需要样本太多的缺点, 但由于对数2正态分布杂波的高阶统计量不稳定, 故该法对对数2正态分布杂波的识别效果较差. 为此, 本节提出一种基于 A 截集法特征提取的杂波识别方法. 这种方法提出的出发点是: 不同 PDF 杂波的拖尾程度构成其显著特征, 且也是对

表 1 三种典型分布杂波类属空间的 PDF 和 K 阶原点矩公式

分布模型	概率密度函数 $f(x)$	K 阶原点矩 $E(X^K)$
对数2正态分布	$\frac{1}{\sqrt{2\pi} R} \exp\left[-\frac{(\ln x - x_m)^2}{2R^2}\right] u(x)$	$\exp\left[\frac{1}{2} K^2 R^2 + K x_m\right]$
韦布尔分布	$\frac{n x^{n-1}}{x_m^n} \exp\left[-\frac{x^n}{x_m^n}\right] u(x)$	$x_m^{K/n} \Gamma\left(\frac{K}{N} + 1\right)$
K2分布	$\frac{2}{a \Gamma(M-1)} \left(\frac{x}{2a}\right)^{M-1} K_M\left(\frac{x}{a}\right) u(x)$	$\frac{\Gamma\left(\frac{1}{2} K + 1\right) \Gamma\left(M - 1 + \frac{1}{2} K\right)}{\Gamma(M-1)} (2a)^K$

注: 其中 $u(\cdot)$ 是单位阶跃函数, $K_M(\cdot)$ 为 M 阶第二类修正贝塞尔函数.

表 2 三种典型分布的参数确定公式

分布模型	参数 1	参数 2
对数2正态分布	$x_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln x_i$	$R = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\ln x_i - x_m)^2}$
韦布尔分布	$n = \frac{P}{\sqrt{6D}}$	$x_m = \exp\left[r + \frac{n}{N} \sum_{i=1}^N \ln x_i\right]$
K2分布	$M = \frac{(p+2)^2/4 - B_p}{B_p - (p+2)/2}$	$A = \frac{E(X) \Gamma(M-1)}{\sqrt{p} \Gamma(M-1.5)}$

常规雷达信号处理(如 CFAR 处理)影响最大的部分.

对类属空间中的任一种分布 $f_i (1 \leq i \leq M)$, 设其 PDF 为 $f_i(t)$, 给定一常数 $A (0 \leq A \leq 1)$, 其 A 截集门限 x_i 定义为:

$$\int_{x_i}^{\infty} f_i(t) dt = A \quad (6)$$

如图 1 所示, 本法一方面求得杂波类属空间中各可能分布的参数, 再由相应分布的 PDF 求其 A 截集门限; 另一方面, 由变换核法估计 PDF, 然后直接计算出样本的 A 截集门限. 最后计算样本 A 截集门限与各可能分布 A 截集门限之间的距离, 所得距离最小者, 即是所识别出的杂波种类. 相关公式与高阶统计量法类似, 此处从略.

3 仿真实验

用仿真方法产生不同分布的相关杂波样本, 具体方法为适应三种典型分布的无记忆非线性变换(ZMNL)法^[7], 并假定反映杂波相关性的杂波功率谱为指数型:

$$P_c(X) = \frac{1}{P(1+X^2)} \quad (7)$$

为便于蒙特卡罗模拟, 对每一种已知参数的确定分布, 分别产生 500 组定长 ($N = 50 \sim 10000$) 随机数作为相关采样杂波样本数据.

高阶统计量联合矢量法的杂波识别结果及识别率与高阶统计量最高阶数关系, 分别如表 3、表 4 所示. 其中表 3 中对数 2 正态分布杂波识别的输入数据长度大于另两种分布的原因是其高阶统计量不稳定所致, 若长度小, 则识别率很低.

A 截集法的相关杂波识别结果及其识别率与 A 的关系, 分别如表 5、表 6 所示.

仿真结果表明:

(1) 与文[3]中结果相比较, 本文提出的两种方法均优于

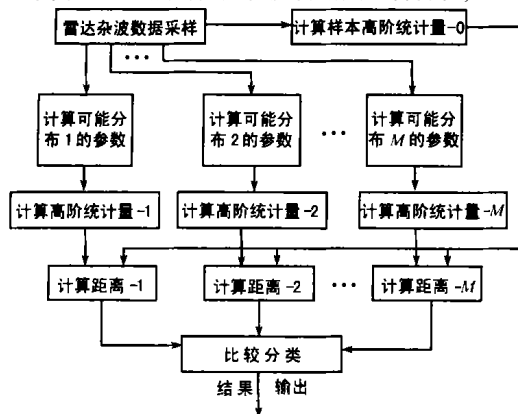


图 1 基于高阶统计量特征提取的雷达杂波分类器结构

矩形图法. 但当样本数目足够多时, 三种方法的识别率相当.

表 3 相关杂波高阶统计量法识别结果

杂波模型	输入矢量长度 N	识别率(%)	
		未加权	采用 ln(#) 加权
对数2 正态分布	500	73. 20	80. 60
	1000	80. 40	91. 40
	5000	85. 00	95. 00
	10000	90. 60	96. 20
韦布尔分布 n= 1 xm= 0. 5	50	70. 20	78. 60
	100	84. 20	86. 40
	200	86. 20	90. 80
	500	95. 80	99. 00
K2分布 a= 1 M≠ - 0. 5	100	59. 00	63. 20
	500	67. 20	80. 40
	1000	78. 60	90. 80
	5000	87. 40	99. 00

表 4 识别率与统计量最高阶数间的关系

统计量最高阶数	识别率(%)	
	未加权	采用 ln(#) 加权
3	77. 0	86. 4
4	80. 4	91. 6
5	62. 4	70. 2
6	56. 4	70. 4
7	44. 2	68. 6
8	36. 6	64. 8
9	30. 4	62. 8
10	30. 2	68. 2

注: 在研究高阶统计量最高阶数与识别率关系时, N= 1000, 杂波服从参数为 xm= 0, R= 1, 的对数2正态分布.

表 5 截集法对相关雷达杂波的识别结果(A= 0. 37)

输入杂波模型	输入数据长度 N	识别率(%)
对数2 正态分布 xm= 0 R= 1	500	86. 20
	1000	90. 40
	5000	100
	10000	100
韦布尔分布 n= 1 xm= 0. 5	500	79. 40
	1000	88. 20
	5000	98. 60
	10000	99. 80
K2分布 a= 1 M≠ - 0. 5	500	76. 60
	1000	89. 20
	5000	100
	10000	100

表 6 值变化时对相关雷达杂波的识别结果

A	对输入不同分布测试样本的识别率		
	K2分布 a= 1, M≠ - 0. 5	对数2正态分布 xm, A= 1	韦布尔分布 n= 1, xm= 0. 5
0. 0500	0. 5920	0. 4400	0. 9040
0. 1000	0. 8500	0. 5440	0. 9260
0. 1500	0. 8060	0. 7240	0. 6820
0. 2000	0. 6020	0. 5380	0. 3920
0. 2500	0. 6260	0. 8600	0. 4180
0. 3000	0. 8300	0. 9100	0. 6480
0. 3500	0. 9080	0. 9100	0. 8080
0. 4000	0. 8480	0. 8620	0. 9080
0. 4500	0. 7580	0. 8160	0. 9460
0. 5000	0. 7080	0. 7920	0. 9640
0. 5500	0. 7640	0. 6960	0. 9720
0. 6000	0. 8820	0. 6060	0. 9640
0. 6500	0. 9500	0. 5900	0. 9540
0. 7000	0. 9880	0. 6720	0. 8880
0. 7500	0. 9880	0. 7500	0. 8120
0. 8000	0. 9760	0. 7900	0. 6300
0. 8500	0. 8840	0. 7200	0. 4000
0. 9000	0. 5500	0. 7680	0. 4100
0. 9500	0. 9460	0. 9050	0. 5220

(2)在高阶统计量法中正确运用加权技术,可提高识别率,且高阶统计量的最高阶数对识别效果有较大影响,应予以最佳实验确定,表 4 表明最高阶数为 4 时可获得最大识别率. 究其原因:一、二阶乃至三阶矩对非瑞利相关杂波的识别因信息量少而识别率不高,而超过四阶的统计量由于样本各特征估计的方差过大,难以提供准确信息,故反而会降低识别结果.

(3)A截集法与加权高阶统计量法的识别率效果相当,且 A 的取值对识别率有较大影响,表 6 表明 A= 0. 35~ 0. 4 可获得最大识别率.

4 结束语

本文针对相关雷达杂波的识别问题,提出分别运用高阶统计量联合矢量和基于 PDF 拖尾面积的截集门限特征的两种方法,大量的蒙特卡罗实验表明,这两种方法均可以较高的识别性能完成相关杂波的分类识别. 下一步的工作应是研究其快速算法并将其工程化运用于实际系统中.

参考文献:

- [1] 马晓岩, 等. 雷达信号处理[M]. 长沙: 湖南科技出版社, 1999.
- [2] 何友, 等. 雷达自动检测与恒虚警处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [3] A Jakubiak et al. Radar clutter classification using kohonen neural network[J]. Proc. of international radar conference, 1997: 185- 188.
- [4] Haykins, et al. Classification of radar clutter in an air traffic control environment[J]. Proc. IEEE, 1991, 79(6): 742- 771.
- [5] Bouier, et al. Radar clutter classification using autoregressive modeling K2distribution and neural network[A]. Proc. IEEE, ICASSP. 95, Detroit [C]. USA, 1995. 1820- 1823.
- [6] 张贤达. 时间序列分析))) 高阶统计量方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1996.
- [7] L James Marier, et al. Correlated K2distributed clutter generation for radar detection and track[J]. IEEE Trans on AES, 1993, 31(2): 568-

作者简介:



多篇, 获省(军队)级科技进步奖四项.

马晓岩 男, 1962 年 8 月生于湖北省赤壁市, 教授, 1982 年在南京理工大学获得学士学位, 1988 年在国防科技大学电子技术系获得信号与信息处理专业硕士学位, 2002 年在清华大学自动化系获得模式识别与智能系统专业博士学位, 主要从事雷达系统、现代信号处理与智能信息处理及其应用的研究, 出版著作两部, 发表论文四十

方学立 男, 1976 年 8 月生于安徽省池州市, 助教, 2001 年在空军雷达学院信息工程系获信号与信息处理专业硕士学位, 现为国防科技大学信息与通讯工程专业博士生, 主要研究方向为雷达杂波与模式识别.