

## 全极化高分辨雷达距离像统计识别方法

冯德军 王雪松 肖顺平 王国玉

(国防科技大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

**摘要** 在全极化、高分辨雷达体制背景下,提出一种将极化信息与高分辨距离像相结合的雷达目标统计识别方法。采用物理统计非高斯模型对全极化高分辨距离像建模,用模型参数分别表征具有较强散射强度分辨单元的多少和强弱,将全极化下的模型参数直接作为特征矢量,并采用Parzen窗法估计模型参数的概率分布密度,用贝叶斯分类器进行分类识别。对实测的导弹类目标识别结果表明,该方法能有效克服距离像特征依赖于方位信息的缺点,达到令人满意的识别结果。

**关键词** 全极化,一维距离像,雷达目标识别,统计

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)03-0517-05

## A Statistical Identification Method of Polarimetric High Resolution Rangeprofile

Feng De-jun Wang Xue-song Xiao Shun-ping Wang Guo-yu

(The Electron Sci. and Eng. Inst., Nat. Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract** For the polarimetric and high-resolution radar system, a novel method is proposed, where the polarization and high resolution range profile are integrated for radar target recognition. The physical-statistical non-Gaussian model is used to model for polarimetric high resolution range profile. The model parameters describe the scattering physical characteristics of radar target and are adopted as feature vector for radar target recognition. Furthermore, Parzen window is used to estimate the probability distribution function of model parameter and the classifier is designed via Bayes theorem. The method is applied to the classification of several kinds of missile. Numerical results have shown that the method can extract the features which are independent to target orientation and are effective to radar target recognition.

**Key words** Polarimetric, Range profile, Radar target identification, Statistic

### 1 引言

随着高分辨率雷达(HRR)技术的日趋成熟,基于一维距离像的雷达目标识别成为近年来国内外关注的热点课题。距离像匹配方法<sup>[1,2]</sup>是目前研究得较多的方法之一,这种方法直接将距离像作为识别特征矢量,计算量大,需构造复杂的识别模板数据库。为减少距离像的维数,对距离像进行特征变换后再进行识别是另一种受到重视的方法<sup>[3]</sup>。例如对距离像进行傅里叶变换、梅林变换、小波变换等,特征变换的目的在于突出目标特性,简化分类器的设计。另外,采用距离像进行目标识别的方法还有目标散射中心匹配方法<sup>[4]</sup>等。以上这些方法需解决的共同问题之一是如何解决距离像不稳

定的现象<sup>[5]</sup>。由于一维距离像是雷达目标各散射点反射率在雷达径向距离上的投影,当目标运动时,由于散射点在径向距离上的走动、多径散射及闪烁现象等因素的影响,距离像对视角的变化很敏感,使得识别率大为降低。为克服距离像的方位敏感性,统计识别方法受到了更多的重视<sup>[6-8]</sup>。

目标的极化信息与其形状有着本质的联系,通过极化信息的提取,可获取目标表面粗糙度、对称性和取向等其它参数难以表征的信息,是完整刻画目标特性所不可或缺的。目标的极化信息和高分辨信息从不同方面反映了目标的散射特性,因此,许多文献<sup>[9-11]</sup>都提出,将极化与高分辨技术相结合将是雷达目标识别极具潜力的发展方向。

2004-08-10收到,2004-12-20改回

国家863计划(2002AA731145),全国优秀博士论文专项资金(08100101)和国家部级基金(41303517)资助课题

本文提出了一种新颖的将极化与高分辨相结合的雷达目标统计识别方法:在全极化条件下,采用物理统计非高斯模型对高分辨距离像建模,用模型参数表征距离像的分布特点,并将其作为识别的特征向量;用非参数法估计特征向量的分布函数,并用贝叶斯分类器进行分类识别。结果表明:这种方法能有效克服以往的识别算法依赖于方位信息的缺点,且在低信噪比下依然有较好的稳健性。

## 2 物理统计非高斯模型

所谓物理统计模型(Physical-statistical model)是Middleton<sup>[12]</sup>提出的。最初主要用于电磁杂波建模,后来在机械杂波、声场杂波建模中得到了日益广泛的应用。与纯统计的方法不同,物理统计建模是一种将物理思想与统计方法相结合的建模方法。其优点是能够直接给出概率密度函数以及各阶矩的解析表达式,而且其一阶概率密度函数的参数只有少数几个,物理上有定义、可测量。根据接收带宽的差异,接收机接收的信号可分为窄带信号、宽带信号及包含窄带和宽带的混合信号, Middleton将这3类信号分别命名为Class A、Class B和Class C信号。物理统计建模的基本思想是将样本看作相互独立的高斯部分和非高斯部分的叠加。经过复杂的推算(推导过程请参见文献[12]),归一化后的Class A模型的包络一维概率密度为

$$w(z) = 2e^{-A} \sum_{m=0}^{\infty} \frac{A^m (A+k)}{m!(m+k)} z e^{-z^2(A+k)/(m+k)} \quad (1)$$

式中 $z$ 表示归一化的包络, $A$ , $k$ 是模型参数。由式(1)可看出,噪声包络的概率密度是无穷多项瑞利分布的加权和。可以将式(1)分为两个部分,第一部分是 $m=0$ 项,其加权系数为 $e^{-A}$ ,这相应于高斯部分;第二部分是 $m>0$ 项,其加权系数为 $1-e^{-A}$ ,这相应于非高斯部分。因此,式(1)表征的是一个高斯-非高斯混合模型,它们所占的比例用参数 $A$ 来表示。当 $A=0$ 时,式(1)就退化为瑞利分布,此时,式(1)表示的是高斯分布的包络概率密度函数;当 $A \neq 0$ 时,该式表示的是混合分布的包络概率密度函数。

式(1)表示的模型理论概率密度函数要用无穷多项来逼近。理论分析表明,一般取前4项就可达到较好的逼近精度。式中的参数 $A$ 和 $k$ 均有明确的物理意义,前已指出,非高斯部分所占的比例为 $1-e^{-A}$ ,当 $A$ 较小时 $1-e^{-A} \approx A$ ,因此, $A$ 表示非高斯成分在整个模型中所占的比例; $k$ 表示“功率因素”,它的物理意义是样本中高斯部分和非高斯部分的功率比。因此, $A$ 和 $k$ 分别代表了非高斯成份的多少和强弱,它们一起构成了对模型的全面描述<sup>[13]</sup>。

Class A非高斯模型是一个参数化的模型,模型参数估计是其重要组成部分,许多文献作了研究<sup>[14-16]</sup>。其中,门限比较/极大似然估计法和EM估计法是两种效率较高的方法,具体算法请参见文献[14,16]。

## 3 全极化距离像物理统计建模及特征提取

### 3.1 全极化距离像物理统计建模

Class A非高斯模型特别适用于大量较弱的散射上叠加少数强散射的情形,而这正是雷达距离像的特点。根据电磁学散射理论可知,在高频区,目标总的散射是某些局部位置上电磁散射的合成,这些局部的散射源称为散射中心。对于复杂扩展目标,各距离单元的散射强度等于该单元内散射中心散射强度的叠加。一般强散射中心只位于少数距离单元内,这相当于Class A模型的“非高斯部分”;大部分的距离单元的散射强度较弱,这相当于Class A模型的“高斯部分”。因此,采用Class A模型能较好反映目标距离像各个距离分辨单元散射强度幅度分布的非高斯特性。由于模型参数具有较大的动态范围,通过参数调整,该模型可对多种条件下的多类目标建模,具有良好的普适性。另外,由于该模型是从统计特性方面描述距离像的幅度分布特性的,没有涉及到具体的距离像结构,从而避免了将整个距离像作为识别矢量,其特征将更为稳定。

在不同极化方式下,目标的散射特性相差很大,其距离像存在很大的差异。图1是实测的锥球体目标在4种极化方式下的一维距离像。

由图1可看出,极化方式对距离像的影响很大,在不同极化方式下同一目标具有不同的距离像结构。采用Class A模型对其进行建模,模型参数值将有较大的差异。表1列出了4种极化方式下的模型参数值。

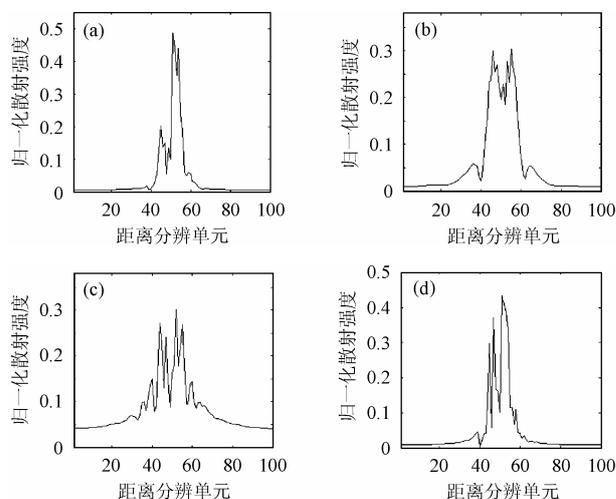


图1 方位角 $0^\circ$ 时锥球体在4种极化方式下的一维距离像

(a)HH极化 (b)HV极化 (c)VH极化 (d)VV极化

表 1 4 种极化方式下的模型参数值

模型参数	HH 极化	HV 极化	VH 极化	VV 极化
A	0.2674	0.4559	0.3253	0.2223
k	0.0014	0.0016	0.0044	0.0046

由表 1 可看出, 由于不同极化方式下距离像的差异, 导致了建模后模型参数值存在明显的差别。从信息获取的角度讲, 全极化下的目标距离像能更全面反映目标的散射结构特性, 雷达能获取更丰富的信息, 这将为下一步的目标识别奠定良好的基础。

### 3.2 特征提取

前已指出, Class A 模型参数具有明确的物理意义: A 表示具有较强散射特性的距离分辨单元多少, 而 k 则表示了散射单元的相对散射强度。不同的目标具有不同的结构, 也具有不同的散射特性结构。当采用 Class A 模型对各类目标建模时, 它们将具有不同模型参数值。反过来, 模型参数又表征了各类目标的散射特性。将相同测试条件下的各类目标投影到参数平面上, 它们将占据不同的区域。因此, 模型参数可直接作为特征矢量用于识别。图 2 是全极化下 3 种弹头类目标(锥球体、圆锥体和开缝锥球体)的距离像建模后在参数平面的投影, 方位角范围为 0°~45°。

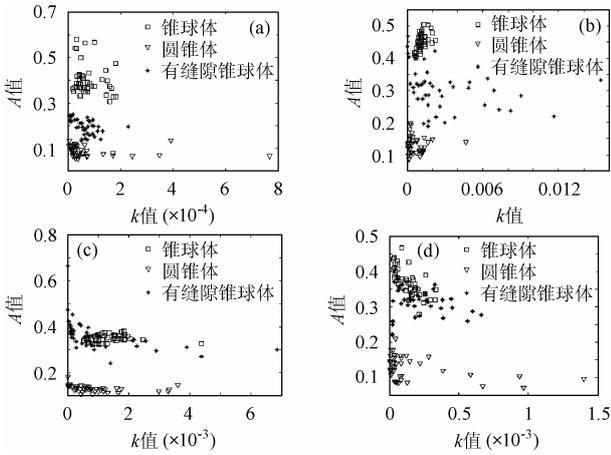


图 2 全极化下 3 类目标在参数平面上的投影

(a)HH 极化 (b)HV 极化 (c)VH 极化 (d)VV 极化

由图 2 可以看出, 在不同极化方式下, 将各类目标投影到参数平面上后, 它们的可分性存在较大的差异: 在一种极化方式下较难分辨的两类目标在另一种极化方式下可能变得易于区分, 反之亦然。因此, 利用全极化距离像, 增加了信息空间的维数, 也大大增强所提取特征的可分性。

在实测中, 雷达目标距离像经常会受到噪声的污染, 在目标的距离像中叠加了高斯噪声后全极化下 3 类目标在参数平面上投影如图 3 所示。信噪比 SNR 以接收机输出端的能量比为依据, 定义为

$$SNR = \frac{\int_0^T |x(t)|^2 dt}{\int_0^T |n(t)|^2 dt} \quad (2)$$

式中  $x(t)$  为接收的信号,  $n(t)$  为接收的噪声。

从图 2, 图 3 可以看出, 在全极化工作方式下, 当未叠加噪声时, 在相当大的方位范围内(0°~45°), 3 类目标的参数分布区域不重叠, 具有良好的同类目标的聚合性和异类目标之间的分离性。当叠加了噪声后, 全极化工作方式下 3 类目标的可行性依然良好, 因此, 采用模型参数作为识别特征是可行的。

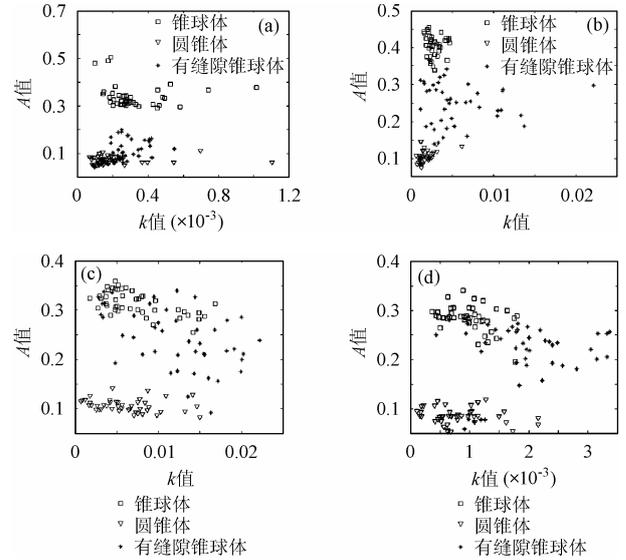


图 3 信噪比为 15dB 时全极化下 3 类目标在参数平面上的投影

(a)HH 极化 (b)HV 极化 (c)VH 极化 (d)VV 极化

## 4 目标识别

### 4.1 基于 Parzen 窗的贝叶斯分类识别方法

贝叶斯分类器是一种受到广泛应用的分器, 在理论上它具有最佳的分类识别性能。若能获知各类目标模型参数的联合分布概率密度函数, 采用贝叶斯分类器将能获得良好的分类识别效果。然而在实际中, 模型参数的分布是未知的, 此时, 采用 Parzen 窗法可获得参数分布的良好估计<sup>[17]</sup>。首先定义窗函数:

$$\varphi(u) = \begin{cases} 1, & |u_j| \leq \frac{1}{2}, \quad j=1,2 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

设获得了  $N$  个样本, 则样本  $\mathbf{x}$  分布的 Parzen 估计  $\hat{p}_N(\mathbf{x})$  为

$$\hat{p}_N(\mathbf{x}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{V_N} \varphi\left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_0}{\mathbf{h}_N}\right) \quad (4)$$

式中  $\mathbf{x}_0$  为样本分布区域的中心,  $h_N$  为样本分布的半径,  $V_N$  为样本分布的区域。若  $\mathbf{x}$  为  $d$  维特征矢量, 则  $V_N$  为  $d$  维超平面区域的面积。在各维特征矢量独立分布的情况下, 可用 Parzen 窗法估计出各维特征的分布  $\hat{p}_N^i(\mathbf{x}), i=1,2,\dots,d$ , 由于各维特征为独立分布, 则样本  $\mathbf{x}$  各维特征的联合概率密度为

$$\hat{p}_N(\mathbf{x}) = \prod_{i=1,2,\dots,d} \hat{p}_N^i(\mathbf{x}) \quad (5)$$

设总共有  $C$  类目标, 每一类目标均有  $N$  个样本, 采用 Parzen 窗法获得第  $i$  类目标的  $d$  维特征矢量的联合分布估计  $\hat{p}_N^i(\mathbf{x})$  后, 可采用贝叶斯分类器进行分类识别。给定待识别样本  $\mathbf{x}$ , 计算  $\mathbf{x}$  的各类后验概率密度函数  $\hat{p}(i|\mathbf{x}), i=1,2,\dots,C$ 。判别规则如下: 若有

$$\hat{p}(i|\mathbf{x}) = \max_{j=1,2,\dots,C} \hat{p}(j|\mathbf{x}) \quad (6)$$

则将  $\mathbf{x}$  归为第  $i$  类目标。

#### 4.2 识别结果

采用锥球体、圆锥和开缝锥球体 3 类目标的测量数据。其中锥球体和圆锥的形状如图 4 所示, 开缝锥球体的外形与锥球体完全相同, 只是在锥和球的结合部增加了一条 6mm 的缝隙。雷达采用频率步进信号, 频率为 8.75GHz~10.75GHz, 步长为 20MHz, 全极化工作方式。方位角为:  $0^\circ \sim 180^\circ$ , 方位采样率为  $0.2^\circ$ 。

考虑到实测中雷达获得的导弹类目标方位角大多较小, 取  $0^\circ \sim 45^\circ$  时的测量数据作为识别对象。由于所采用数据的方位采样率较高, 相邻间的取样有较强的相关性, 因此, 将所采用的数据分成两部分: 奇数序列数据用于训练, 偶数序列数据用于识别。采用全极化的模型参数值  $A, k$ , 构造 8 维

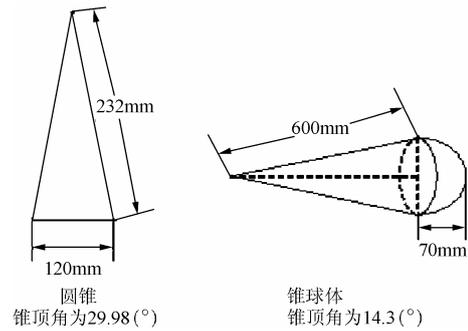


图 4 圆锥和锥球体

的特征空间  $[A_{HH}, k_{HH}, A_{HV}, k_{HV}, A_{VH}, k_{VH}, A_{VV}, k_{VV}]$ , 式中  $A_{HH}$  表示 HH 极化方式下模型参数  $A$ , 其它的依此类推。用 Parzen 窗方法估计特征空间的概率密度函数后, 用基于最小错误准则的贝叶斯分类器进行识别。表 2, 表 3, 和表 4 分别列出了在不同信噪比下的识别率。

从表 2 - 表 4 的识别结果可以看出, 在不同信噪比下, 相对于单极化下的识别, 采用全极化信息后各类目标的识别率均有明确的提高。尤其在低信噪比下, 对于较难识别的目标(开缝锥球体), 采用全极化信息后其识别率的提高更为明显(识别率提高将近 20%)。在较低的信噪比下, 采用本文提出的方法对各类目标的识别率均在 95% 以上, 这充分说明该方法方法是稳健的。

#### 5 结束语

高分辨和极化从不同方面刻画了目标的散射特性, 高分辨技术大大降低了极化描述的模糊性, 而极化技术则使得高分辨技术描述的结构信息更为全面, 二者的结合可以相得益彰。采用高分辨距离像进行识别所必须解决的关键技术之一

表 2 信噪比为 30dB 时的识别率(%)

目标	HH 极化	HV 极化	VH 极化	VV 极化	全极化
锥球体	100	99.11	95.54	94.64	100
圆锥体	98.21	99.11	100	97.32	100
开缝锥球体	66.37	93.15	65.49	61.95	99.11

表 3 信噪比为 20dB 时的识别率(%)

目标	HH 极化	HV 极化	VH 极化	VV 极化	全极化
锥球体	100	97.32	91.07	93.75	100
圆锥体	77.32	98.21	100	95.54	100
开缝锥球体	56.73	91.96	65.18	61.06	98.21

表 4 信噪比为 10dB 时的识别率(%)

目标	HH 极化	HV 极化	VH 极化	VV 极化	全极化
锥球体	79.46	89.29	90.18	88.39	97.32
圆锥体	67.50	96.43	99.11	94.75	100
开缝锥球体	48.21	78.57	58.76	60.71	95.54

是如何克服一维距离像的方位敏感性。本文提出了一种将高分辨技术与极化相结合的雷达目标统计识别方法。对实测的3种导弹类目标的建模识别结果表明,这种方法所提取的特征量少,无需进行复杂的特征提取和构造庞大的识别模板数据库,在低信噪比下依然具有良好的识别性能。另外,尤其值得指出的是,采用本方法识别时,没有利用方位信息,而是将待识别对象在较大方位区( $0^{\circ}\sim 45^{\circ}$ )间内的数据纳入到一起进行训练识别。这在实际的空间目标识别中具有重要的意义:在对非合作目标进行识别时,由于目标翻滚、自旋、偏航等因素的影响,目标的空间姿态往往难以准确获知,依赖方位信息的识别方法在此情况下的识别能力将十分有限。本文提出的方法有效地克服了以往的一维像识别方法敏感于方位信息的缺点,达到令人满意的识别结果,因此,这一方法具有更强的实际应用价值。

### 参 考 文 献

- [1] Li H, Yang S H. Using range profiles as feature vectors to identify aerospace objects. *IEEE Trans. on AP*, 1993, AP-41(3): 261 – 268.
  - [2] 姜卫东, 庄钊文, 陈曾平. 基于一维距离像的目标识别方法. 现代雷达, 1992, 21(1): 19 – 22.
  - [3] Rothwell E J, Nyquist D P, Chen K M. A radar target discrimination scheme using the discrete wavelet transform for reduced data storage. *IEEE Trans. on AP*, 1994, AP-42(7): 1033 – 1037.
  - [4] Hurst M P, Mittra R. Scattering center analysis via Prony's method. *IEEE Trans. on AP*, 1987, AP-35(8): 986 – 988.
  - [5] Zyweck Anthony, Bogner Robert. Radar target classification of commercial aircraft. *IEEE Trans. on AES*, 1996, AES-32(2): 598 – 606.
  - [6] Jacobs S P, O'sullivan J A. Automatic target recognition using sequences of high resolution radar range-profiles. *IEEE Trans. on AES*, 2000, AES-36(2): 364 – 381.
  - [7] Mitchell R A, Westerkamp J J. Statistical feature based HRR radar classification. the RTO SCI Symposium on "Non-cooperative Air Target Identification using Radar", Mannheim, Germany, 1998: 17-1 – 17-11.
  - [8] Webb Andrew R. Gamma mixture models for target recognition. the RTO SCI Symposium on "Non-cooperative Air Target Identification using Radar", Mannheim, Germany, 1998: 20-1 – 20-10.
  - [9] Zebker H A, Vanzyl J J. Imaging radar polarimetry: a review. *Proc. IEEE*, 1991, 79(1): 1583 – 1606.
  - [10] 许小剑, 黄培康. 防空雷达中的目标识别技术. 系统工程与电子技术, 1996, 18(5): 48 – 61.
  - [11] Steedly W M, Moses R L. High resolution exponential modeling of fully polarized radar returns. *IEEE Trans. on AES*, 1991, AES-27(5): 459 – 469.
  - [12] Middleton David. Statistical-physical models of electromagnetic interference. *IEEE Trans. on EMC*, 1977, EMC-19(3): 106 – 126.
  - [13] Berry L A. Understanding Middleton's canonical formula for class noise. *IEEE Trans. on EMC*, 1981, EMC-23(4): 337 – 344.
  - [14] Zabin S M, Poor H V. Parameter estimation for Middleton class A interference processes. *IEEE Trans. on Comm*, 1989, COM-37(10): 1042 – 1051.
  - [15] Zabin S M, Poor H V. Efficient estimation of class A noise parameters via the EM algorithm. *IEEE Trans. on Info. Theory*, 1991 37(1): 60 – 72.
  - [16] Zabin S M, Poor H V. Recursive algorithms for identification of impulsive noise channels. *IEEE Trans. on Info. Theory*, 1990, 36(3): 559 – 578.
  - [17] Shirman Y D, Gorshkov S A, Leshchenko S P, et al.. Computer Simulation of Aerial Target Radar Scattering, Recognition, Detection, and Tracking. London: Aretch house, 2002: 127 – 179.
- 冯德军: 男, 1972年生, 工程师, 博士生导师, 研究方向为雷达目标识别与评估.
- 王雪松: 男, 1972年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达信号处理和电子战建模仿真.
- 肖顺平: 男, 1964年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达目标识别与综合电子战.
- 王国玉: 男, 1962年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为电子战仿真与评估.