

海面漂浮小目标的特征联合检测算法

时艳玲* 水鹏朗

(西安电子科技大学雷达信号处理国防重点实验室 西安 710071)

摘要: 该文研究了高距离分辨海杂波背景下漂浮小目标的检测问题。漂浮目标使得周围海面的散射特性发生了改变,目标所在的分辨单元的回波满足非加性模型,导致该模型中依赖于目标的参数难以统计建模。为了避免参数建模,该文将检测问题转化为二元分类问题,即确定海杂波所属于的类,目标检测就是判别回波是否属于该类。针对此分类问题,提出了基于非加性模型的特征联合检测算法,首先在回波中提取两个特征组成归一化向量,然后利用凸包训练算法获得判别区域,最后以判别区域是否包含该向量作为判别准则。实测的IPIX雷达数据实验结果表明,该文算法在高分辨海杂波下的检测性能优于对比算法,为海事雷达检测小目标提供了新的检测方案。

关键词: 目标检测; 非加性模型; 特征检测; 凸包; 高距离分辨海杂波

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)04-0871-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00796

Feature United Detection Algorithm on Floating Small Target of Sea Surface

Shi Yan-ling Shui Peng-lang

(National Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: This paper focus on the detection of floating small targets in high range resolution sea clutter. Floating targets disarrange the scattering of neighboring sea surface, which results in that the received echoes in the cell targets located satisfy a non-additive model. While, it is hardly to model the parameters correlated to targets in the non-additive model. In order to keep away from the parameter modeling, target detection can be regarded as a binary-classification, where the clutter-only pattern is available for the classifier design and target detection is to judge whether the received echoes belong to the clutter-only pattern. For the classification, a feature united detection algorithm based on the non-additive model is proposed in the paper. First, two extracted features from the received echoes are combined into a normalized vector for target detection. Then, a convex hull training algorithm is utilized to determine a decision region. Finally, the detection rule is whether the decision region surrounds the vector. Experimental results by the raw IPIX radar data show that the proposed algorithm outperforms the compared algorithms. It provides a new detection guidance for the marine radar to detect small targets.

Key words: Target detection; Non-additive model; Feature detection; Convex hull; High range resolution sea clutter

1 引言

检测海面的漂浮小目标,例如冰山、浮标、潜望镜等是舰载监视雷达的任务之一,它对海上护航、搜救、港口反恐、航海安全等有重要的指导意义,然而它受到海杂波的干扰。海杂波与雷达载频、掠射角、极化方式、海况、长波的波高、涌浪的波高等因素有关,具有空时非平稳特性^[1]。海面漂浮目标随海浪的运动而运动,目标与背景杂波的频谱混叠在一起,导致多普勒域杂波抑制方法^[2]失效。在高距离分辨海杂波背景下,由于海浪的运动,漂浮目标

使得周围海表面的散射特性发生了改变,目标所在分辨单元的接收回波服从非加性观测模型,建立在加性模型基础上的能量检测算法^[3]将失效。

针对上述问题,众多学者基于实测的海杂波和目标数据利用特征差异来检测海面漂浮小目标,主要有基于加性模型和基于非加性模型两类特征检测算法。基于加性模型的特征检测算法有非线性预测方法^[4],它让杂波样本训练出尽可能准确的神经网络,利用预测误差实现目标检测。基于非加性模型的特征检测算法有基于分形方法^[5,6]和多普勒谱特征方法^[7]等。基于分形方法^[5]将海杂波视为随机分形噪声,从时间序列的幅度中提取分形几何特征^[5,6]进行海上目标检测,这类方法不仅丢失了时间序列的相

2011-08-03 收到, 2011-11-21 改回

*通信作者: 时艳玲 shiy2@163.com

位信息,而且要求时间序列的长度为秒级,不能满足雷达工作在扫描模式的时间要求。多普勒谱特征方法^[7]使用联合瑞利分布模型描述海杂波的多普勒统计特性,采用波形熵特征表征多普勒谱的扩展程度,该算法只使用了单个特征,它区分杂波和目标的能力有限。在文献[5-7]中,作者没有明确指出非加性模型,它们只是非加性模型的雏形。

本文首先给出非加性模型的解析表达式,然后借鉴文献[8]中将检测问题等价于分类问题的思想,即将目标是否存在等价于接收回波是否属于杂波所在的类,提出了一种基于非加性模型的特征联合检测算法。该算法首先从接收回波中提取平均功率和多普勒谱熵这两个特征,组成一个二维特征向量,对该特征向量进行零均值去相关的归一化处理后对应特征平面上的一个点 ξ ,然后利用凸包训练算法得到判别区域,最后以点 ξ 是否包含在判别区域内作为判别准则。该算法无须对杂波和目标建模,不受雷达工作模式的限制。实测的IPIX雷达数据验证了本文算法的有效性,当雷达的距离分辨率为3 m, 9 m, 15 m时,本文算法优于对比算法。

2 非加性回波模型和特征提取

2.1 本文提出的非加性回波模型

海杂波源自入射电磁波和海表面的相互作用,它的特性同许多因素有关^[1]。海面后向散射系数对微波雷达照射区域的微细结构很敏感,雷达分辨率越高,这种敏感的特征越明显。漂浮目标影响了周围海面的微细结构,来自目标所在分辨单元的后向散射回波不得不刻画为目标回波 $s(n)$,受影响区域回波 $c_s(n)$ 和正常区域回波 $\alpha c(n)$ 三者的叠加,其中正常区域是指一个分辨单元中与周围未受目标影响的海面相似的区域。3种回波叠加的模型在本文中被称为非加性模型,即

$$x(n) = s(n) + c_s(n) + \alpha c(n) \quad (1)$$

以区别于低分辨下的加性模型 $x(n) = s(n) + c(n)$,其中, $x(n)$ 为雷达某分辨单元的接收回波, $c(n)$ 为海杂波, n 为脉冲数, $\alpha = A_{\text{normal}} / A$, $0 \leq \alpha \leq 1$, A 是雷达分辨单元的面积, $A = A_{\text{normal}} + A_s + A_{\text{infective}}$,如图1所示, A_{normal} 是一个分辨单元中正常海面区域的面积, A_s 为目标面积, $A_{\text{infective}}$ 为一个分辨单元中受影响的海面区域的面积,由于海水的运动,一般 $A_{\text{infective}} > A_s$, $A_{\text{infective}}$ 与目标的尺寸和海况等因素有关的,目标的尺寸越大、海浪越高, $A_{\text{infective}}$ 就越大。一旦目标给定, A_s 即为定值, $A_{\text{infective}}$ 就只与海况有关。

目标检测采用二元假设检验

$$\left. \begin{aligned} H_0 : x(n) &= c(n) \\ H_1 : x(n) &= s(n) + c_s(n) + \alpha c(n) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

在 H_0 假设下, $A = A_{\text{normal}}$ 。在 H_1 假设下,当微波雷达分辨率较低时,若存在目标,如图1(a)所示, A_{normal} 接近 A , $\alpha \approx 1$, $c_s(n)$ 可以忽略,本文提出的非加性模型退化为加性模型,目标的统计特性与杂波的统计特性可分开处理,目前众多检测器^[2,3]都是基于加性模型设计的。当微波雷达分辨率较高时,若存在目标,如图1(b)所示, $A_{\text{normal}} \ll A$, $\alpha \ll 1$,随着分辨率的进一步提高, $\alpha c(n)$ 最终将消失, $c_s(n)$ 成为主要的海杂波,回波模型为非加性模型。

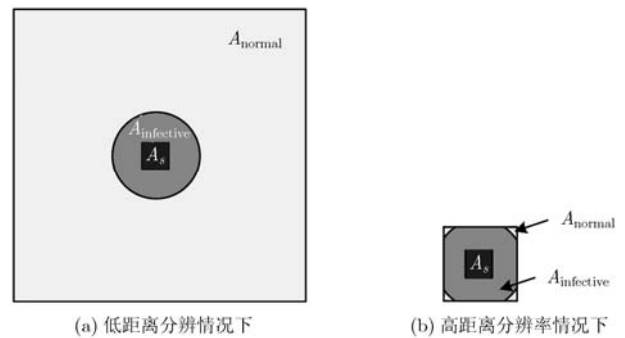


图1 一个距离单元的面积示意图

由于 $c_s(n)$ 是依赖目标而存在的,一旦目标类型或者海况发生变化, $c_s(n)$ 的统计特性就会随之发生变化,故不能利用邻近单元的海杂波来估计 $c_s(n)$ 的统计特性。另外,来自某个距离单元的回波是这个单元的众多散射子叠加而成的, $A_{\text{infective}}$ 和 A_{normal} 无法定量计算,参数 α 也难以得到。为了避开对参数 α 的估计和对 $c_s(n)$ 的建模,借鉴文献[8]中将检测问题转化为分类问题的思想,我们也将非加性模型检测问题式(2)转化为分类问题,即只需确定纯海杂波所属于的类 ω ,而不需要确定目标所属于的类,目标检测就是判断 $x(n)$ 是否属于 ω 。纯海杂波是指从如下的距离单元接收的海杂波,即除了目标所在的单元和受目标影响的单元之外的单元。由于 ω 只与纯海杂波有关,不涉及 α 和 $c_s(n)$,故而避开对参数 α 的估计和对 $c_s(n)$ 的建模。式(2)隐含着若 $x(n)$ 不是纯海杂波则必然含有目标这个事实,故如果 $x(n)$ 不属于 ω ,则 $x(n)$ 中必然含有目标,则本文的分类问题可表示为

$$\left. \begin{aligned} x(n) \in \omega, \quad \eta(\xi) &\geq 0 \\ x(n) \notin \omega, \quad \eta(\xi) &< 0 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

其中 ξ 为从 $x(n)$ 中提取的特征组成的向量,对应特征空间的一个点, $\eta(\xi)$ 是关于 ξ 的标量函数,称为

判别函数。上述分类问题是一个异常检测^[9]问题：将接收回波映射到特征空间，在这个空间构造最优分类线 Ω 作为分类器，利用分类器对 $x(n)$ 进行分类，则式(3)可以转化为

$$\left. \begin{aligned} x(n) \in \omega, \quad \xi \text{在}\Omega\text{里面} \\ x(n) \notin \omega, \quad \xi \text{在}\Omega\text{外面} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中 Ω 为从纯海杂波数据中提取的特征样本构成的分类线，称为判别区域。此时式(2)的检测问题等价于判断点 ξ 是否在 Ω 外面的分类问题了。

2.2 特征提取

基于式(4)的分类问题，我们需要提取 $x(n)$ 的特征。下面介绍两个常用的特征：平均功率和多普勒谱熵^[7]。

定义 $\mathbf{x} = [x(1), x(2), \dots, x(N)]$ 为接收的 N 个相干脉冲组成的复时间序列，它的平均功率为

$$P(\mathbf{x}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x(n)|^2 \quad (5)$$

平均功率等效为多普勒谱的零阶距。多普勒谱熵^[7]为

$$H(\mathbf{x}) = \int -h_x(f_d) \log h_x(f_d) df_d \quad (6)$$

其中 $h_x(f_d) = S_x(f_d) / \int S_x(f_d) df_d$ ， $S_x(f_d)$ 为多普勒谱：

$$S_x(f_d) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=1}^N x(n) \exp(-2\pi f_d n) \right|^2 \quad (7)$$

海杂波的平均功率 P 是被海表面的大尺度波和涌浪的尖峰分量调制的^[1]，漂浮目标的存在改变了雷达照射单元海杂波的微细结构，使得纯海杂波的平均功率不同于受目标影响的海杂波平均功率；多普勒谱熵 H 反映了多普勒谱的扩展程度，由于目标所在单元的回波为3个分量叠加而成的，导致多普勒谱展宽，使得多普勒谱的扩展较大，而纯杂波单元的回波的多普勒谱较为集中，使得多普勒谱的扩展较小。 P 和 H 这两个特征刻画了海杂波时间序列在多普勒域的差异，这种差异可以用来判断目标是否存在。这两个特征均不受雷达工作模式(驻留或者扫描)的限制。当然，也可以用其它的特征(诸如分形维数、

多普勒偏移、多普勒带宽、归一化多普勒谱的高阶矩等)替换本文提出的特征。

考虑到海杂波的非平稳特性，积累时间应小于纹理分量的相关时间^[1]，即 $N < 1000$ 。笔者已经分析出，单个特征不能获得满意的检测性能，并在实验中解释了原因。故而，在提取了特征后，下文给出了基于两个特征的特征联合检测算法。

3 本文提出的特征联合检测算法

本节提出了基于非加性模型的特征联合检测算法来检测高分辨海杂波背景下的漂浮小目标。为了清晰起见，给出本文算法的原理框图，如图2所示。首先提取海杂波的特征，并进行零均值去相关的归一化处理，然后利用凸包训练算法确定判别区域 Ω ，再对接收时间序列的特征进行归一化处理，对应点 ξ ，最后以该点 ξ 是否在 Ω 里面作为判别准则。基于式(4)的分类问题，我们需要确定 ξ 和 Ω 以及二者的包含关系这3个问题，它们分别对应归一化特征向量、确定判别区域 Ω 以及判别准则这3步，下面将详细介绍这3步，并在本节最后分析了计算复杂度，给出了样本选择应该注意的问题。

3.1 归一化特征向量

设 \mathbf{y} 是由两个特征分量组合而成的 2×1 维向量

$$\mathbf{y} = [P, H]^T \quad (8)$$

其中 T 表示转置。海杂波特征序列 $\mathbf{y}_k = [P, H]^T_k$ 的均值和协方差矩阵为

$$\bar{\mathbf{y}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{y}_k \quad (9)$$

$$\mathbf{R} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K [\mathbf{y}_k - \bar{\mathbf{y}}][\mathbf{y}_k - \bar{\mathbf{y}}]^T \quad (10)$$

当 K 很大时， $E\{\mathbf{y}_k\} = \bar{\mathbf{y}}$ ， $E\{[\mathbf{y}_k - \bar{\mathbf{y}}][\mathbf{y}_k - \bar{\mathbf{y}}]^T\} = \mathbf{R}$ 。通常， P 和 H 是相关的，通过式(9)和式(10)将相关向量 \mathbf{y} 映射为一个零均值去相关的归一化特征向量 ξ ：

$$\xi = \mathbf{R}^{-1/2} [\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}}] \quad (11)$$

为简单起见，称 ξ 为待分类样本，对应特征平面的一个点。纯海杂波特征序列 \mathbf{y}_k ， $k = 1, 2, \dots, K$ 通

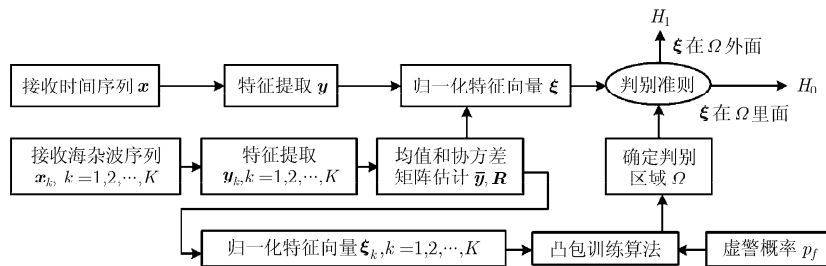


图2 本文算法原理框图

过式(11)归一化处理,称为训练样本 $\xi_k, k=1, 2, \dots, K$, 对应特征平面上的 K 个点。

3.2 确定判别区域 Ω

基于奈曼-皮尔逊准则^[10],最佳的判别区域 Ω 由下式确定

$$\left. \begin{aligned} & \min_{\Omega} \left\{ \iint_{\Omega} f(\xi|H_1) d\xi \right\} \\ & \text{s.t. } \iint_{\Omega} f(\xi|H_0) d\xi = 1 - p_f \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

其中 p_f 为虚警概率。由于特征提取过程中存在非线性运算,导致我们无法获得概率密度函数 $f(\xi|H_0)$ 。另外,非加性模型中的 α 和 $c_s(n)$ 无法估计,且 $s(n)$ 会随着目标的类型、形态等一系列因素的变化而变化,最终 $f(\xi|H_1)$ 也难以获得。即使 $f(\xi|H_0)$ 和 $f(\xi|H_1)$ 已知,我们也很难找到式(12)的最佳解。鉴于以上问题,借鉴文献[9]的思想,考虑到凸函数容易求解,我们将 Ω 限制在特征平面 \mathbb{R}^2 的凸集范围里,再根据数值积分的蒙特卡洛方法^[11],此时,式(12)确定判别区域 Ω 转化为

$$\left. \begin{aligned} & \Omega \in \{\mathbb{R}^2 \text{中的凸集}\} \\ & \text{s.t. } \iint_{\Omega} p(\xi|H_0) d\xi \triangleq \frac{1}{K} \#\{q|\xi_q \in \Omega\} = 1 - p_f \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

其中 $\#\{A\}$ 表示集合 A 中元素的个数。确定判别区域 Ω 可以描述为:给定 p_f ,得到由 $K(1-p_f)$ 个训练样本组成的凸集。

针对式(13)的优化问题,采用文献[9]的凸包训练算法获得判别区域 Ω :确定训练样本集合的聚类中心,从训练样本集合 $\Theta = \{\xi_k, k=1, 2, \dots, K\}$ 中删去离聚类中心的马氏距离^[9]最远的 Kp_f 个样本,剩下的 $K(1-p_f)$ 个训练样本构成新的集合 $\Theta_1 = \{\xi_k, k=1, 2, \dots, K(1-p_f)\}$,利用集合 Θ_1 中的样本组成的凸包作为判别区域 Ω 。

凸包^[9]是指包含集合 Θ_1 中所有元素的最小凸集,由一个凸多边形组成,设 $v_i, i=1, \dots, I$ 是凸包的 I 个顶点,它们是顺时针排列的, $v_i \in \Theta_1$, 且 $v_{I+1} = v_1$ 。凸包定义为^[9]

$$\Omega \triangleq R(H_0, p_f) = \text{Convexhull}(v_i \in \mathbb{R}^2, i=1, 2, \dots, I) \quad (14)$$

式(14)所得到的凸包并不一定是式(12)中 Ω 的最优解,在计算代价允许的前提下,读者可以考虑使用其它的凸包训练算法。

3.3 判别准则

确定判别准则就是要确定 ξ 与 Ω 的位置关系。如果 ξ 在 Ω 里面,当且仅当式(15)成立^[9]

$$r_i(\xi) \triangleq \begin{vmatrix} 1 & v_i(1) & v_i(2) \\ 1 & v_{i+1}(1) & v_{i+1}(2) \\ 1 & \xi(1) & \xi(2) \end{vmatrix} \geq 0, i=1, 2, \dots, I \quad (15)$$

从式(15)可以看出,只要 ξ 为凸包内的点,对于所有的 i , 都有 $r_i(\xi) \geq 0$ 。如果 ξ 为凸包 Ω 外的点,对于某些 i , $r_i(\xi) \geq 0$, 对于另一些 i , $r_i(\xi) < 0$ 。故只要存在一个 i , 使得 $r_i(\xi) < 0$, 我们就可以判定 ξ 在 Ω 外。基于上述分析,定义判别函数为

$$\eta(\xi) = \min_i \{r_i(\xi), i=1, 2, \dots, I\} \quad (16)$$

则式(4)的分类问题使用如下的判别准则:如果 $\eta(\xi) \geq 0$, 将 $x(n)$ 判为 ω , 说明 $x(n)$ 中不含目标;否则不判为 ω , 说明 $x(n)$ 中包含目标。该判别准则正好与式(3)相对应。

根据式(14)确定的 Ω , 用式(16)的判别函数可确定目标是否存在。

3.4 计算复杂度分析和样本选择

凸包计算存在快速算法^[9],其计算复杂度为 $O(K(1-p_f) \log(K(1-p_f)))$ 。表1分析了本文算法和文献[7]中两种算法的计算复杂度,3种算法的计算量相当,在特征提取过程中均占用了较多的计算时间。另外,特征检测算法还需 $I \log_2^I$ 次排序运算。

表1 3种算法的计算复杂度

算法	复加法	复乘法	取对数	排序
本文算法	$O(N \log_2^N)$	$O(N \log_2^N)$	N	$I \log_2^I$
Rayleigh ^[7]	$O(N \log_2^N)$	$O(N \log_2^N)$	$2N$	0
Entropy ^[7]	$O(N \log_2^N)$	$O(N \log_2^N)$	N	0

由于海杂波是随海况、风向、风速、雷达波束与风向之间的夹角等因素的变化而变化^[1],在获得 ξ_k 和 ξ 时须注意以下两点:第一,当海况、风向、风速发生变化时, P 和 H 会随之改变, ξ_k 和 ξ 必须利用重新采集的数据获得,相应的 Ω 也须重新训练,因此,必须在线训练 Ω , 这也说明了特征检测算法目前还不能实现恒虚警特性;第二,由于实际中很难判断接收回波是否是纯杂波数据,可能含有少量的目标样本,若已知目标存在的先验概率为 p_{H_1} , 只需将删去的样本个数增加到 $K(p_f + p_{H_1})$ 个,即可得这种环境下的凸包训练算法。

4 实验结果

本节使用 IPIX 雷达^[12]采集的4组实测数据来评价本文算法的检测性能,并与文献[7]中两种算法的性能进行了比较。实测数据分别为 19980223-172410(目标所在单元为 32th,影响单元为 19th-32th,雷达在方位上扫描 4.5°,距离分辨率 $R=3$ m), 19980223-173950(目标所在单元为 27th,影响单元为 24th-30th,雷达为驻留模式, $R=9$ m), 19980223-170435(目标所在单元为 25th,影响单元为 23th-27th,

雷达在方位上扫描 4.5° , $R = 15 \text{ m}$, 19980223-164055(目标所在单元为 31^{th} , 影响单元为 $30^{\text{th}}-31^{\text{th}}$, 雷达为驻留模式, $R = 30 \text{ m}$)。这 4 组数据包括 60000 组脉冲和 34 个距离单元, 数据的其它参数详见文献 [12]。我们对脉冲数据采取长度为 10 的滑窗处理以保证较小的 p_f 。将目标所在单元的数据作为待分类样本, 将纯海杂波数据作为训练样本。目标是直径为 1 m 的塑料球, 表面包裹着金属丝, 用固定在海底的锚牵引着, 塑料球随着海浪的运动而上下起伏。

将一个距离单元的 60000 组脉冲分为 468 段长度为 128 的短向量 $\mathbf{x}_{n_c} = [x_{n_c}(1), \dots, x_{n_c}(N)]^T, N = 128$, 计算每段数据的平均功率 $\frac{1}{N_{c2} - N_{c1} + 1} \frac{1}{N} \sum_{n_c=N_{c1}}^{N_{c2}} \sum_{n=1}^N |x_{n_c}(n)|^2$, 以 19980223-172410 例, 纯杂波单元的 n_c 为 $1^{\text{st}}-18^{\text{th}}$, 影响单元的 n_c 为 $19^{\text{th}}-32^{\text{th}}$, 目标所在单元的 n_c 为 32^{th} 。实验结果如图 3 所示。

从图 3 中可以看出, 当分辨率为 3 m, 9 m 和 15 m 时, 目标所在单元的回波的平均功率在大多数时刻小于纯杂波单元和影响单元的回波的平均功率, 目标的存在不但没有使回波功率增强反而使回波功率减弱了, 这表明, 高分辨海杂波背景下的漂浮目标回波不能用加性模型建模, 必须用非加性模型建模, 结合图 1(b), 我们验证了式(1)给出的非加性模

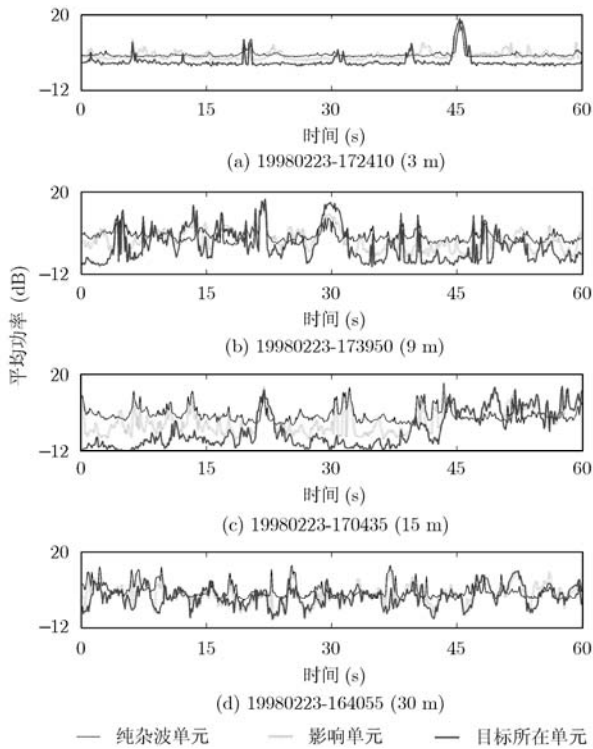


图 3 4 组数据的平均功率

型的合理性。当分辨率为 30 m 时, 目标所在单元与纯杂波单元和影响单元的回波的平均功率三者是重叠在一起的, 目标的存在没有使回波功率减弱, 当然也没有使其增强, 这是因为实测的小目标体积很小, 来自目标的回波能量较弱, 它对该单元的回波功率贡献很小, 可以使用加性模型建模, 这表明, 当分辨率较低时, 用加性模型建模是合理的。

图 4 为训练样本和待分类样本在 2 维特征平面的显示图, 其中, 实验数据和参数为: 19980223-172410, HH 极化, $N = 64, K = 100,000$ 。图 4(b) 为 $p_f = 0.001$ 时, 删去 100 个训练样本后组成的凸包以及待分类样本在 2 维特征平面的显示图。从图 4(c) 中可以看出, 利用凸包可以将大量待分类样本与训练样本分开。将训练样本和待分类样本向横轴或者纵轴投影时, 二者都是无法分开的。由于训练样本和待分类样本分别是海杂波特征向量和接收回波特征向量的仿射变换, 根据仿射不变性, 则单个特征是不可分的, 进一步验证了单个特征检测算法的缺陷。

表 2 给出了虚警概率 $p_f = 0.001, N=64, K = 100,000$ 时, 利用 4 组数据计算的检测结果。可以看出, 首先, 本文算法在 3 m, 9 m, 15 m 的数据不同极化方式(HH, HV, VH, VV)下的检测性能都明显优于 Rayleigh 和 Entropy 算法的性能, 这是因为文中考虑了两个特征的联合特性, Rayleigh 和 Entropy 算法只考虑了单个特征, 根据图 4 的分析结果, 利用单个特征无法分开目标与杂波, 利用两个特征可以分开目标与杂波; 其次, 本文算法的性能随着距离分辨率的提高而变好, 这与高分辨海杂波下的非加性模型紧密相关, 当分辨率较低时, 例如 30 m, $A_s + A_{\text{inactive}} < A, \alpha$ 接近 1, $c_s(n)$ 可以忽略, 接收回波为加性模型, 目标所在单元仍然有大量未受影响的海杂波, 使得来自该单元的回波的散射特性与纯海杂波的散射特性之间的差异很小, 难以利用特征来区分, 故其性能不好。而当分辨率较高时, 例如 3 m, 式(1)中的 $c_s(n)$ 不能忽略, $\alpha \ll 1$, 接收回波为非加性模型, 漂浮的小目标几乎影响了整个雷达分辨单元的微观结构, 来自该单元的回波的散射特性不同于纯海杂波的散射特性, 故其检测性能变好; 最后, 无论雷达工作在驻留模式还是扫描模式, 本文算法均能获得好的检测性能, 不受雷达工作模式的限制。

读者可能会注意到, 我们没有比较本文算法与基于非线性预测方法^[4]以及基于分形方法^[5,6]之间的性能差异, 这是因为基于非线性预测方法和基于分形方法要求时间序列的观测时间很长, 在本文的实

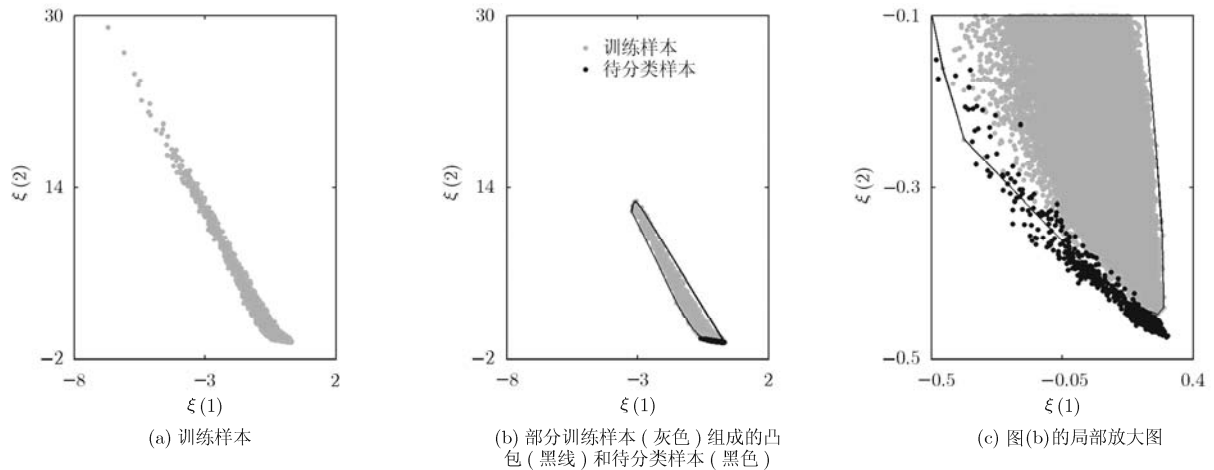


图 4 不含目标的训练样本和含有目标的待分类样本在 2 维特征平面的显示图

表 2 不同分辨率数据的 4 种极化下的检测概率 P_d , 其中 $p_f = 0.001, N=64$

算法	HH	HV	VH	VV	HH	HV	VH	VV
	19980223-172410(3 m)				19980223-173950(9 m)			
本文算法	0.951	0.996	0.920	0.733	0.810	0.714	0.302	0.756
Rayleigh ^[7]	0.663	0	0	0.676	0	0	0	0
Entropy ^[7]	0.111	0.175	0.222	0.107	0.215	0.244	0.185	0.080
19980223-170435(15 m)				19980223-164055(30 m)				
本文算法	0.867	1	1	0.984	0.011	0.176	0.306	0.013
Rayleigh ^[7]	0.730	0	0.090	0.778	0	0	0	0
Entropy ^[7]	0.022	0.040	0.063	0.015	0.066	0.263	0.405	0.077

验条件下, 无法进行这两类算法的实验, 而且从文献[4-6]实验结果可以看出, 本文算法的性能更好。

图 5 为本文算法, Rayleigh 和 Entropy 算法的 ROC 性能比较曲线, 所用的数据和参数为 19980223-173950, HH 极化, $N = 64, K = 100,000$ 。从图 5 中可以看出, 本文算法的检测性能明显优于 Rayleigh 和 Entropy 算法。由于实测数据样本有限, 使用蒙特卡罗算法确定判别区域时, 我们所能得到

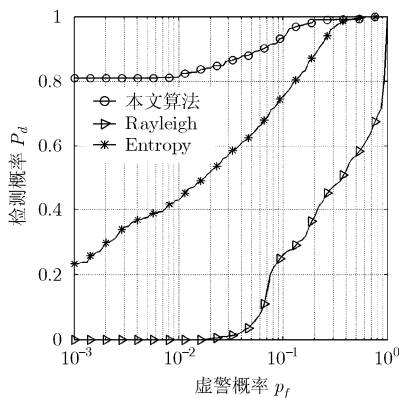


图 5 本文算法, Rayleigh 算法和 Entropy 算法的 ROC 性能曲线

的最小虚警概率为 0.001。

表 3 给出了 $p_f=0.001, N = 128, K = 100,000$ 时, 4 组数据的实验结果。本文算法仍然优于 Rayleigh 和 Entropy 算法。同时, 对比表 2 的结果可知, 本文算法的检测性能随向量维数 N 的增加而变好。这是由于两个特征都与多普勒域的频率分辨率有关, N 越大, 频率分辨率越好, 多普勒谱熵就越接近其真实值, 故本文算法在 $N = 128$ 时的检测性能优于 $N = 64$ 时的检测性能。当然, N 的增加既带来了计算量的增加, 又需考虑到海杂波的平稳时间长度。当雷达工作在扫描模式时, 还需考虑波束驻留时间、脉冲重复时间等因素。在实际应用中, 若雷达工作在扫描模式, 一般取 $N = 64$, 若雷达工作在驻留模式, 可取 $N = 128$ 。

5 总结

检测漂浮小目标存在着一些难题, 诸如回波模型的改变、参数估计困难等, 已有的单个特征检测算法不能获得理想的检测性能。本文首先分析出漂浮目标回波在高距离分辨海杂波中满足非加性模

表3 不同分辨率数据的4种极化下的检测概率 P_d , 其中 $p_f = 0.001$, $N=128$

算法	HH	HV	VH	VV	HH	HV	VH	VV
	19980223-172410(3 m)				19980223-173950(9 m)			
本文算法	1	1	0.996	0.961	0.895	0.785	0.549	0.768
Rayleigh ^[7]	0.860	0.179	0.107	0.870	0.136	0	0	0.104
Entropy ^[7]	0.144	0.252	0.269	0.143	0.295	0.430	0.238	0.140
算法	19980223-170435(15 m)				19980223-164055(30 m)			
	HH	HV	VH	VV	HH	HV	VH	VV
本文算法	0.993	1	1	0.999	0.050	0.427	0.558	0.060
Rayleigh ^[7]	0.567	0	0.040	0.766	0	0	0	0
Entropy ^[7]	0.032	0.073	0.092	0.021	0.143	0.435	0.678	0.165

型, 给出了该模型的解析式, 然后为了避开该模型下对 α 的估计和对 $c_s(n)$ 的建模, 将检测问题转化为分类问题, 提出了特征联合检测算法。实测 IPIX 雷达数据实验结果表明, 本文算法在高分辨海杂波下的检测性能优于 Rayleigh 和 Entropy 算法, 不受雷达工作模式的限制, 为监视雷达检测漂浮小目标和分布式目标提供了一种新的检测方案。

参考文献

- [1] Ward K D, Tough R J A, and Watts S. Sea clutter: scattering, the K distribution and radar performance. Published by the Institution of Engineering and Technique, London, United Kingdom, 2006.
- [2] Shi Y L and Shui P L. Target detection in high-resolution sea clutter via block-adaptive clutter suppression. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2011, 5(1): 48-57.
- [3] Maio A D, Farina A, and Foglia G. Knowledge-aided Bayesian radar detectors & their application to live data. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(1): 170-183.
- [4] Leung H, Daubash N, and Xie N. Detection of small objects in clutter using a GA-RBF neural network. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(1): 98-118.
- [5] Hu J, Tung W W, and Gao J B. Detection of low observable targets within sea clutter by structure function based multifractal analysis. *IEEE Transactions on Antennas Propagation*, 2006, 54(1): 136-143.
- [6] Xu X K. Low observable targets detection by joint fractal properties of sea clutter: an experimental study of IPIX OHGR datasets. *IEEE Transactions on Antennas Propagation*, 2010, 58(4): 1425-1429.
- [7] Wang X, Liu J, and Liu H W. Small target detection in sea clutter based on Doppler spectrum features. Proceedings of 2006 CIE International Conference Radar, Shanghai, China, 2006: 1289-1292.
- [8] 关键, 刘宁波, 张建, 等. 海杂波的多重分形关联特性与微弱目标检测. *电子与信息学报*, 2010, 32(1): 54-61.
Guan Jian, Liu Ning-bo, Zhang Jian, et al. Multifractal correlation characteristic of real sea clutter and low-observable targets detection. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(1): 54-61.
- [9] Shui P L, Liu H W, and Bao Z. Range-spread target detection based on cross time-frequency distribution features of two adjacent received signals. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(10): 3733-3745.
- [10] Van Trees H L. Detection, Estimation, and Modulation Theory. Part I. New York: John Wiley & Sons, INC., 2003: 33.
- [11] Haselgrove C B. A method for numerical integration. *Mathematics of Computation*, 1961, 15(76): 323-337.
- [12] Haykin S. The McMaster IPIX radar sea clutter database in 1998. [Online] <http://soma.mcmaster.ca/ipix.php>.

时艳玲: 女, 1983年生, 博士, 研究方向为海杂波散射特性分析、复杂背景下的雷达目标检测。

水鹏朗: 男, 1967年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理 and 雷达目标检测、小波和滤波器组设计。