

基于标签传播算法的海面漂浮小目标检测方法

许述文* 茹宏涛

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 在高分辨体制下海杂波与海面小目标具有复杂的特性, 特别是对于雷达散射截面较小的海面漂浮目标, 传统的检测方法性能不佳。为了突破临界信杂比情况下的检测性能, 可以提取雷达回波的一种或者多种特征, 从而进行特征检测, 该方法是实现临界信杂比情况下有效检测的重要途径。目前, 在3维及以下的特征空间中可以使用凸包学习算法计算判决区域并有效地控制虚警概率, 但是在3维以上的特征空间中凸包学习算法计算复杂度提高, 难以进行检测。针对这个问题, 该文提出一种基于标签传播算法的海面小目标检测方法, 它突破了凸包学习算法的维数限制和决策域必须为凸集的形状限制, 能够在高维特征空间进行检测并有效地控制虚警。经过实测数据集验证, 基于标签传播算法的海面小目标检测方法在0.512 s和1.024 s的观测时间内分别获得了88.4%和92.0%的检测概率, 相比于基于K近邻(KNN)的检测器有了3.3%和2.8%的检测概率提升。

关键词: 高分辨海杂波; 特征检测; 标签传播算法; 可控虚警

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2022)06-2119-08

DOI: 10.11999/JEIT210382

Small Target Detection on Sea Surface Based on Label Propagation Algorithm

Xu Shuwen Ru Hongtao

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

Abstract: Sea clutter and small targets have complex characteristics in the high-resolution radar system. For the target with small radar cross section, the traditional detection method has limited detection performance. In order to break through the critical signal to clutter ratio state, one or more features of radar echo can be extracted for joint feature detection, which is an important way to achieve effective detection in the case of critical signal to clutter ratio. At present, convex hull learning algorithm can be used to calculate the decision region and control effectively the false alarm probability in the feature space of three dimensions and below, but the computational complexity of convex hull learning algorithm is increased above the feature space, and make it difficult to detect target. To solve this problem, a small target detection method based on label propagation algorithm is proposed. It can detect small target in high-dimensional feature space and the false alarm can be effectively controlled. The experimental results on the actual database show, the detection probabilities of 88.4% and 92.0% are obtained in 0.512 s and 1.024 s respectively, which are 3.3% and 2.8% higher than those of the K-Nearest Neighbor (KNN) detector.

Key words: High resolution sea clutter; Feature detection; Label propagation algorithm; Controllable false alarm

1 引言

对海探测雷达作为海上战场的重要感知设备之

一, 常常负责检测海面小目标, 常见的海面小目标有冰山、蛙人、潜艇潜望镜等。由于这些目标的雷达散射截面(Radar Cross Section, RCS)较小, 为了对其有效检测, 雷达常被设计成高分辨率以降低海杂波的功率水平从而提高目标的信杂比(Signal-to-Clutter Ratio, SCR), 而高分辨情况下的海杂波特性变得异常复杂。在这种情况下, 海杂波具有非均匀、非平稳、非高斯特性, 小目标容易被海浪影响产生复杂的振幅和多普勒调制现象。因此难以对海杂波和海面小目标进行建模^[1], 基于统计模型

收稿日期: 2021-05-07; 改回日期: 2021-08-15; 网络出版: 2021-08-30

*通信作者: 许述文 swxu@mail.xidian.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61871303, 62071346), 高等学校学科创新引智计划(111计划)(B18039)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61871303, 62071346), The Fund for Foreign Scholars in University Research and Teaching Programs (The 111 Project) (B18039)

的传统检测方法产生了一定的性能瓶颈。为了应对这种情况，“双高”体制也就是空间高分辨、多普勒高分辨是主要的技术途径，目前“双高”体制主要有宽发窄收模式、泛探雷达体制、快速普查加疑似点驻留的模式^[1]。

对于“双高”体制下的海面小目标检测问题，基于特征的检测方法被提出。早期学者采用海杂波的分形特征^[2]进行目标检测并取得了良好的检测结果，随着特征检测的发展，不同变换域的特征被提出，例如微动特征^[3]、时频分布差异特征^[4]、极化特征^[5]等。特征检测由单一的特征检测逐渐演变为联合多特征检测，Shui等人^[6]提出了相对平均幅度(Relative Average Amplitude, RAA)、相对多普勒峰高(Relative Doppler Peak Height, RDPH)、相对向量熵(Relative Vector Entropy, RVE) 3个特征，采用凸包学习算法在3维特征空间中进行检测并获得了良好的检测结果。为了获得时域中无法得到的信息，基于时频三特征^[4]的检测器也被提出。时艳玲等人^[7]提出了基于图联通密度的检测器，将图论引入了特征检测。除了上述特征外，基于人工智能的自主特征选择方法也是当前雷达目标检测研究的重点方向^[8,9]。对于海面目标，苏宁远等人^[10]提出了基于卷积神经网络的海上微动目标检测与识别方法。但是这一类方法需要有可解释性才能更好地应用到对海目标检测中^[1]，设计可解释性的人工智能方法是一个重要的课题。

由于各种不同的特征实现了互补效应，理论上联合更多的特征就能获取更好的检测结果，但是凸包学习算法无法应用在高维空间，所以Shui等人^[11]又提出了基于特征压缩的检测器，将高维特征压缩到3维，之后又有学者陆续提出了基于支撑向量机(Support Vector Machine, SVM)^[12]和基于决策树^[13]等机器学习的检测方法，这两种方法可以获得很好的检测性能，并且也可以在高维空间使用。此外还有基于可控虚警 K 近邻的海面小目标检测^[14]，这种方法突破了凸包的维数限制，在高维空间中有效提升了检测性能，但是虚警率的控制需要通过改变近邻数 k 的大小来实现，而凸包学习算法是根据虚警率设置需要去掉的虚警点数，对虚警率的控制更加精确。在文献^[12-14]中，都需要使用已有的目标回波数据或仿真目标回波数据进行训练，存在灵活性或真实性不足等问题。

针对这些问题，本文提出基于社区发现中的标签传播算法(Label Propagation Algorithm, LPA)^[15]来进行海面漂浮目标的检测。社区发现常被用来在手机APP中为用户选择推送消息，它的核心就是依

靠用户的各种行为特征把用户分进多个不同的社区，以此来判断用户的喜好。LPA是一种半监督的社区发现算法，核心是依靠节点的标记信息预测周边节点的标记信息。本文利用了已有的7个特征，提出了一种基于LPA的特征检测方法，通过对节点网络进行划分，有效地区分杂波特征与目标特征，使用LPA算法对待检测回波进行分类，并在IPIX数据集^[16]、海航数据^[17]上进行了验证，实验结果说明所提出的方法相比于已有的几种特征检测方法有着一定的性能提升，能够更精准地控制虚警，且对决策区域的凸性质不进行强制约定，更加符合实际情况。并且，该方法只需要杂波数据作为训练集，在不同环境下有较高的适用性。

2 7种特征概述

雷达目标检测可以归结为一个2元检测问题

$$\begin{aligned} H_0 & \left\{ \begin{array}{l} z(n) = c(n), \quad n = 1, 2, \dots, n \\ z_p(n) = c_p(n), \quad p = 1, 2, \dots, P \end{array} \right\} \\ H_1 & \left\{ \begin{array}{l} z(n) = s(n) + c(n), \quad n = 1, 2, \dots, n \\ z_p(n) = c_p(n), \quad p = 1, 2, \dots, P \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (1)$$

其中， $z(n)$, $s(n)$, $c(n)$ 分别表示待检测单元的雷达回波、目标回波和海杂波， $z_p(n)$, $c_p(n)$ 分别表示参考单元的雷达回波和海杂波，可以认为参考单元内的海杂波特性与待检测单元内的海杂波特性相同，零假设 H_0 表示待检测单元中没有目标，假设 H_1 表示待检测单元中含有目标。

本文使用的7个特征按顺序分别为归一化Hurst指数(Normalized Hurst Exponent, NHE)^[2]、相对平均幅度(RAA)、相对多普勒峰高(RDPH)、相对向量熵(RVE)^[6]、脊积累(Ridge Integration, RI)、最大连通区域尺寸(Maximal Size of connected regions, MS)、连通区域数(Number of connected Regions, NR)^[4]。其中RAA, NHE是幅度特征，RDPH, RVE是多普勒特征，RI, MS, NR是时频特征。文中特征按以上顺序排列，后文不再赘述。7个特征对检测结果的影响从强到弱排序为：NR, MS, RI, RDPH, RVE, NHE, RAA^[11]。

RAA是回波中比较直观的检验统计量，NHE可以描述待检测单元与参考单元的Hurst指数的差别，它们在雷达回波包含目标时较大，在只有海杂波时较小。RDPH可以区分多普勒谱中目标与杂波的回波能量，RVE可以描述目标所在单元多普勒能量的混乱度与杂波能量混乱度的区别，当待检测单元中含有目标时，RDPH较大，RVE较小，待检测单元是纯杂波时则相反。在时频图中，RI是时频脊的能量累积，MS和NR是由重要时频点构成的二值图的最大连通区域尺寸与连通区域数目，当待检

测单元包含目标时，回波的RI, MS取值较大，NR取值较小，待检测单元仅为纯杂波时则相反。

3 基于改进的LPA算法的特征检测器

3.1 传统LPA算法

标签传播算法的基本理论是：每个节点根据相似度将自己的标签传播给相邻的节点，对于传播的一个节点，它通过计算与周围节点的相似度，根据相似度大的节点的标签来更新附近的标签，最终相似度大的节点的标签都会被分为同一标签。如果该过程依靠相似度构造传播概率矩阵，那么传播最后相似度高的节点会具有相似的概率分布^[15]。具体算法如下：

(1) 已标注数据集合 $S_0 = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$ ，其中 y_i 代表节点 x_i 的标签，未标注数据集合 $S_1 = \{(x_{m+1}, y_{m+1}), (x_{m+2}, y_{m+2}), \dots, (x_{m+n}, y_{m+n})\}$ ，其中 y_{m+u} 代表未标注标签。

(2) 对于所有节点创建一个完全连接图，其边的权重定义为

$$\omega_{ij} = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{\sigma^2}\right) \quad (2)$$

其中， d_{ij}^2 可以定义为两点之间的距离， σ 可以定义为标准差或者自定义参数。

(3) 构造一个 $(l+u) \times (l+u)$ 的传播矩阵 T 表示节点 j 到 i 的传播概率

$$T_{ij} = P(j \rightarrow i) = \frac{\omega_{ij}}{\sum_{k=1}^{l+u} \omega_{kj}} \quad (3)$$

(4) 定义类别 $\{1, 2, \dots, D\}$ 表示所需的分类结果，定义一个 $(l+u) \times D$ 的标签矩阵 Y ，令 $Y_{id} = \delta(y_i, d)$ ，其中第 i 行表示节点 y_i ， d 表示节点 y_q 的标签， $Y_{id} = 1$ 时表示节点属于标签 d ，反之 $Y_{id} = 0$ ，未标注节点的初始标签可以随机设置为任意值，但是需要每行都是标准化的。

(5) 保持标签矩阵中 Y 的已标注节点的标签不变，通过计算周围节点的权重和更新所有未标注节点，不断迭代直到 Y 收敛。

LPA算法能快速有效地将不同节点划分到不同类别之中，但是对于雷达目标特征检测来说存在两个问题，第一，目标检测通常使用大量的杂波数据作为训练集，而目标数据通常较少，如果构建一个完全连接图进行迭代将会浪费大量的计算时间；第二，目标检测中虚警概率比漏检概率更重要，通常虚警概率需要低于 10^{-3} ，因此需要对虚警进行控制。

3.2 改进的LPA算法

针对海杂波目标检测中的两个问题，本文对

LPA算法进行了改进，第一，将权重矩阵改为马氏距离构成的邻接矩阵，并且为了减少运算时间，设定一个阈值 k ，删除大于 k 的边，使所有节点构成的完全连接图变成一个不完全图；第二，由于改进后的LPA算法和凸包算法有一定的相似性，所以可以参考凸包算法控制虚警的方法^[6]。具体方法如下：

(1) 对于杂波数据构建一个 $m \times u$ 的杂波特征矩阵 C ， m 是杂波样本数， $u = 7$ 表示7个特征。待测样本矩阵 S 是一个 $n \times u$ 的矩阵， n 是待测样本数。

(2) 将杂波样本与待测样本放在同一个样本集内，计算所有样本点之间的马氏距离形成 $(m+n) \times (m+n)$ 的邻接矩阵，通过邻接矩阵将所有样本点连接成一个完全图 G 。

(3) 设定一个阈值 k ，删除 G 内所有大于 k 的边， k 需要保证95%以上的节点都有连接，99%以上的节点之间距离小于 $2k$ ，经测试 $k = 0.3 \times$ 样本距离均值时可满足上述要求。杂波样本的分布特性决定了海杂波特征节点比较集中，而目标回波特征往往与杂波特征区别较大，所以这时大部分目标节点和杂波节点断开了连接。之后对虚警进行控制，具体方法详见3.3节。

(4) 第(3)步最终形成一个杂波区域

$$\Omega_C = (S_i, i = 1, 2, \dots, m | O_i = \xi_i, r_i = k) \quad (4)$$

其中， S_i 是7维超球体， O_i 是超球体的球心， ξ_i 是杂波特征节点， r_i 是超球体的半径。在NHE和RAA组成的2维特征空间中杂波节点与以杂波节点为圆心的圆如图1所示，图中阈值 k 取1。需要注意文中特征除NHE以外，其他特征都不存在负值区域。

(5) 构造长 $(m+n)$ 的标签向量 L ，其中前 m 个节点代表杂波节点的标签，后 n 个节点代表待测样本节点的标签。 L 可以初始化为 $(1, 2, \dots, m+n)$ 。

(6) 按顺序对每一个节点记录其相邻连接节点的标签，找到出现次数最大的标签 x ，将该点的标签改成 x ，如果有多个标签出现次数相同，则在其中随机选择一个标签。

(7) 重复(6)，根据经验选择重复次数。

(8) 对于传播之后的标签向量 L ，后 n 个节点的标签中如果出现与前 m 个节点标签相同的节点，判断待测节点是杂波，如果不同，判断是目标。

因此，基于LPA的海面小目标检测算法流程图如图2所示。需注意的是，改进的LPA算法是一种半监督学习方法，标签向量 L 的初始值可以随意设置，只需保证各元素不相同即可，最终判决时利用已知的 m 个杂波节点对 n 个未知回波节点进行判决。

3.3 控制虚警的方法

传统的3维特征检测中使用了快速凸包算法控

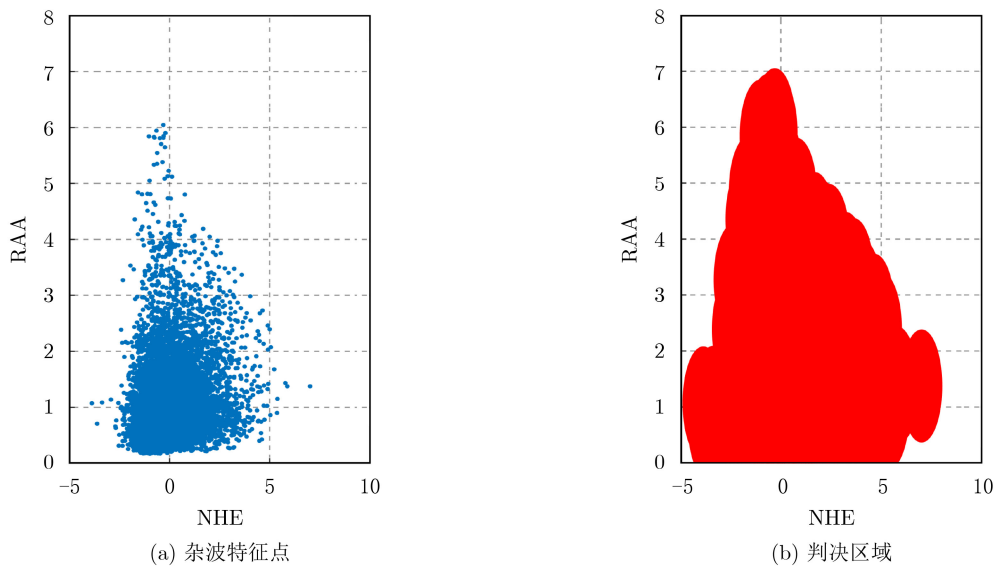


图1 2维空间中的杂波特征与判决区域

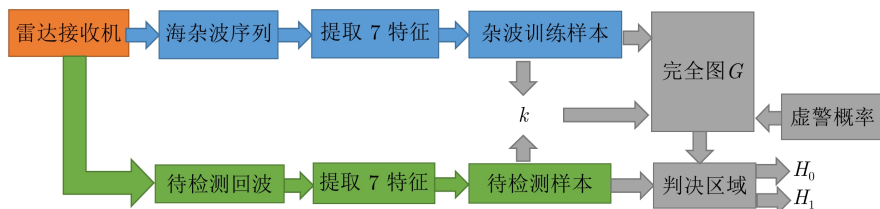


图2 所提检测器流程图

制虚警概率，但是凸包算法无法很好地应用在高维特征空间。本文提出的方法是在7维特征空间中产生检测判决区域，与凸包算法类似，给定虚警概率下的检测判决区域可以表示为

$$\begin{aligned} & \min_{\Omega \in A} \{|\Omega|\}, \\ & \text{s.t. } \{i : \xi_i \in \Omega\} = [I \times (1 - P_F)], \Omega^2, \Omega^3, \dots, \Omega^7, \geq 0, \\ & A = \{\text{所有超球体集合 in } R^7\} \end{aligned} \quad (5)$$

其中， Ω 表示检测判决区域， Ω^j 是第 j 个特征的判决区域， ξ_i 是杂波训练样本， P_F 是给定的虚警概率，除NHE以外其余特征都不包含负值区域，解决这个问题就是找到 $[I \times (1 - P_F)]$ 个训练样本的最小凸区域，这样就将目标检测问题转变成异常检测的单分类问题。本文中所提的方法与凸包算法类似，都是用特征点组成判决区域，所以可以通过去掉 $[I \times P_F]$ 个节点控制虚警概率。

因为超球体与其他超球体的重叠情况决定了删除这个节点所去掉的体积大小。所以在给定虚警概率下按以下优先级删除杂波节点：

- (1) 所在超球体与其他超球体没有交集的节点，即该节点与所有其他节点的距离都大于 $2k$ 。
- (2) 与其他节点没有连接，但是所在超球体与

其他超球体有交集的节点，即该节点与所有其他节点的距离都大于 k ，与部分节点距离小于 $2k$ 。

(3) 与其他节点有连接的节点，即该节点与部分节点的距离小于 k 。

其中(2)，(3)中根据阈值 k 选取节点，优先选择与其他超球体交集更小的节点，这样就能尽可能地找到最小检测判决区域。

4 实验结果与性能比较

4.1 实测数据说明

本文使用了10组来自1993年加拿大达特茅斯、10组来自1998年加拿大安大略湖的驻留模式数据和1组来自海军航空大学的驻留模式数据。前20组数据都包含HH, HV, VH, VV 4个极化通道，其中，前10组数据的实验目标是用丝网包裹的直径1 m的锚定泡沫塑料球，每组数据有14个距离单元，时间序列长度为 2^{17} (持续131 s)，后10组数据的实验目标是低速运动的小船，每组数据有28个距离单元，包含 6×10^4 个脉冲序列(持续1 min)。海军航空大学数据仅有HH极化通道，一组数据中包含单载频信号、线性调频(Linear Frequency Modulation, LFM)信号两种不同的回波，包含14540个脉冲序列

(持续9 s)，文中使用数据中有两个漂浮目标(船只和航道浮标)，海况为3~4级。

4.2 检测器性能分析

先对前20组数据进行分析，图3画出了前20组数据在观测时间0.512 s、虚警概率0.001下的检测结果，并与基于分形的检测器^[2]、基于三特征的检测器^[6]、基于时频三特征的检测器^[4]和基于K近邻检测器^[14]进行了对比，表1列出了5种不同方法在0.512 s和1.024 s下的平均检测概率。本文所提方法除在少数几组数据的检测结果略低于时频三特征检测器或基于K近邻的检测器，在其他数据中普遍优于其余检测器。可以看出，当检测器联合了较多的特征进

行检测时，检测效果将极大地提升，而使用的特征不同对检测结果也会产生较大的影响，例如三特征检测器(RAA, RPH, RVE)的检测效果就普遍低于时频三特征检测器(RI, MS, NR)的检测效果。

在观测时间从0.512 s提高到1.024 s时，其余4种检测器分别产生了10.6%、4.3%、6.2%和4.1%的性能提升，而本文所提检测器仅产生了3.6%的性能提升，这是因为在观测时间为0.512 s时，检测结果相较于另外4种检测器更接近1，所以增加观测时间所带来的收益有限。在数据#30中目标在131 s的观测时间中有大约60 s被海浪完全遮挡住，所以该数据的平均检测结果最低。

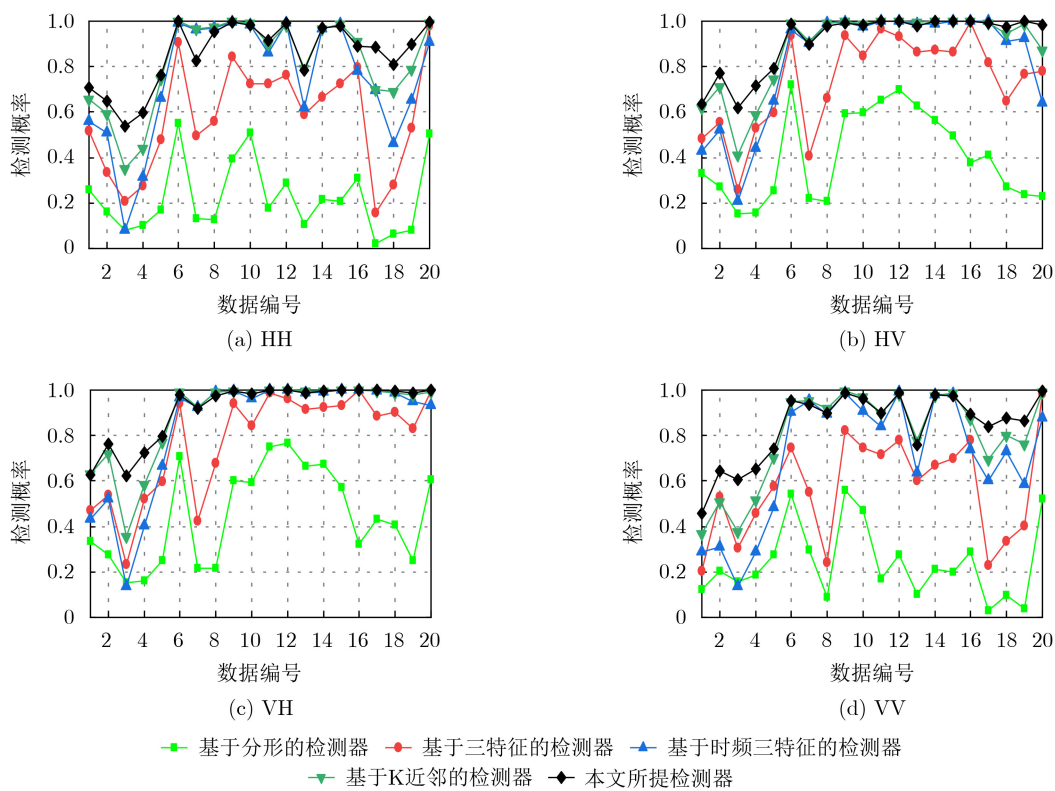


图3 所提检测器以及其余检测器的检测概率

表1 IPIX数据集中20组数据平均检测结果对比

检测器	观测时间(s)	HH	HV	VH	VV	平均
基于分形的检测器	0.512	0.223	0.404	0.448	0.241	0.329
	1.024	0.301	0.536	0.576	0.328	0.435
基于三特征的检测器	0.512	0.577	0.736	0.776	0.569	0.665
	1.024	0.622	0.797	0.813	0.598	0.708
基于时频三特征的检测器	0.512	0.747	0.826	0.842	0.706	0.780
	1.024	0.821	0.882	0.877	0.789	0.842
基于K近邻的检测器	0.512	0.821	0.887	0.895	0.800	0.851
	1.024	0.868	0.922	0.921	0.858	0.892
本文所提检测器	0.512	0.857	0.916	0.918	0.846	0.884
	1.024	0.906	0.941	0.938	0.893	0.920

本文所提方法使用已知杂波对未知回波进行判决，是一种半监督学习算法。对于数据#30的HH极化，有1021个待检测回波节点，控制虚警后有11219个杂波节点，判决后有472个待检测回波与杂波标签相同，检测概率为0.538。

接下来分析使用较短的观测时间对检测概率的影响，图4画出了前20组数据分别在0.064 s到1.024 s的平均检测概率，虚警率为0.001。从图4中可以看出，本文所提方法在使用较短的数据长度时依然可以有效地检测出目标，观测时间越长，检测概率越高，随着观测时间的增加，检测概率增量更少。

图5画出了海航数据的两个目标在使用64个脉冲，虚警概率为0.001下的检测结果，并与其他4种检测器进行了对比。图中船只的检测结果低于浮标的检测结果，且船只的LFM回波检测结果低于单载频

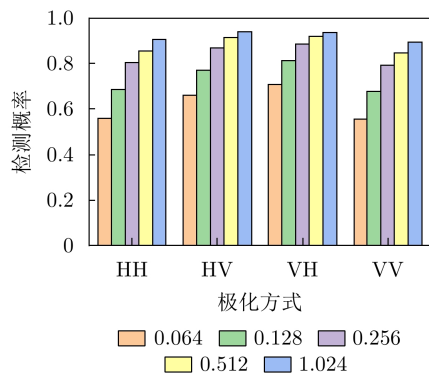


图4 不同观测时间的检测结果对比

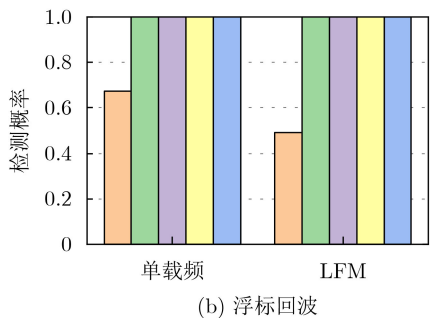
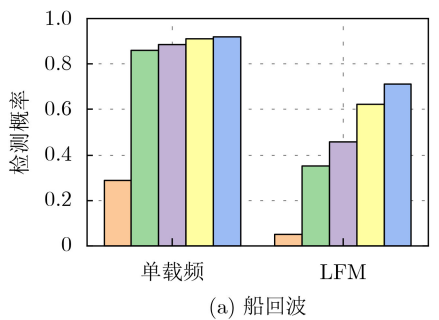


图5 海航数据检测结果

图5 海航数据检测结果

回波的检测结果，这是因为船只距离海岸较近，LFM的距离副瓣扩展导致地杂波对目标的影响较大。海航数据的信杂比如表2所示，其中船的LFM回波信杂比最小。本文所提方法在海航数据中依然具有更好的检测性能。

另外，本文所提方法是依靠杂波特征点作为球心构成一个高维超球体判决区域，球体的测度表示该球体在它的外切立方体内所占的比例，高维球体的测度计算公式为

$$V_n = \frac{\pi^{\frac{n}{2}}}{\Gamma\left(\frac{n}{2} + 1\right)} R^n \quad (6)$$

其中， n 是超球体的维度， R 是 n 维超球体的半径， $\Gamma(x)$ 是 x 的伽马函数。如图6所示， n 维单位超球体的测度在5维之前上升，在5维达到最大值，并在5维之后逐渐下降，这是由于维度越高，球体的“体积”就越集中在它的外壳上。当维数接近无穷时，超球体的测度趋于0，在外切超立方体中所占的体积比也趋于0。所以当维数过高时，杂波超球体不能很好地检测到样本点附近的杂波点，本文提出的方法此时可能会导致高虚警概率。在本文的7特征情况下，能够很好地控制虚警。

由于超球体在不同维度的测度不同，为了方便之后设计检测器时修改维度，需要验证每种特征对本文提出方法检测结果造成的影响，对于前20组数据，在每一个极化通道分别去掉一种特征进行检测，实验时观测时间为1.024 s，虚警概率为0.001。检测结果如表3所示，对于去掉每一种特征的平均性能损失，HH, VV通道的性能损失较大，HV, VH通道的性能损失较小，根据平均性能损失可以将7种不同特征在本文所提检测器下的重要性进行排序如下：RDPH, MS, NHE, RAA, RVE, NR, RI。

表2 海航数据的信杂比(dB)

目标回波	LFM	单载频
船	7.35	12.23
浮标	14.16	13.23

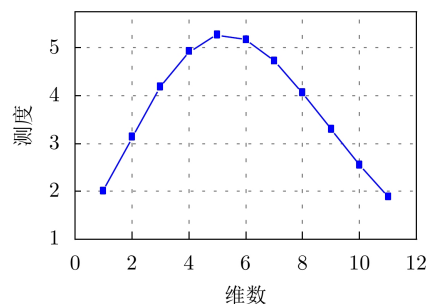


图6 维数升高时超球体测度的变化

表3 去掉每一种特征时的6特征检测器性能损失(%)

		去掉的特征						
		NHE	RAA	RDPH	RVE	RI	MS	NR
性能损失	HH	2.14	1.72	4.90	1.40	1.09	3.99	1.41
	HV	1.93	1.34	2.88	1.13	0.92	2.42	1.00
	VH	1.90	1.06	2.71	0.83	0.57	2.04	0.63
	VV	2.52	1.99	5.12	1.54	1.02	4.54	1.59
	平均	2.12	1.53	3.90	1.22	0.90	3.25	1.16

为了探究进一步去除特征时的检测结果，使用RAA, RDPH, RVE 3个特征检测，并与凸包算法进行对比，观测时间为0.512 s，虚警概率为0.001。检测结果如图7所示，本文所提方法的检测概率略低于凸包算法，这是由于凸包算法使用杂波特征点作为凸包的边界，判决区域更小。但是凸包算法无法应用在3维以上的特征空间中，而本文所提方法可以在高维空间中使用并获得更好的检测结果。

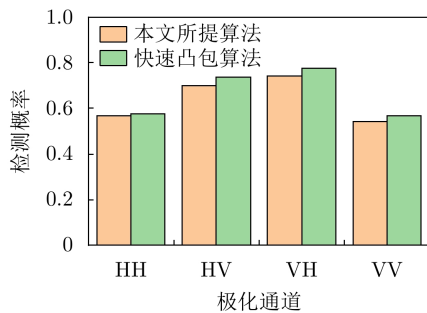


图7 三特征检测概率对比

5 结论

本文提出一种可以在高维特征空间检测海面小目标并且精准控制虚警的方法，针对凸包学习算法不能在高维特征空间使用，无法联合多维特征进行检测；基于K近邻的检测器无法精准地控制虚警两种问题，本文所提方法可以在高维特征空间使用并精准地控制虚警，并且只需要杂波数据作为训练集，在不同的环境中有着较高的适用性。经过IPIX雷达数据集的验证，本文所提检测器具有良好的检测性能。

参考文献

- [1] 许述文, 白晓惠, 郭子薰, 等. 海杂波背景下雷达目标特征检测方法的现状与展望[J]. 雷达学报, 2020, 9(4): 684–714. doi: 10.12000/JR20084.
XU Shuwen, BAI Xiaohui, GUO Zixun, et al. Status and prospects of feature-based detection methods for floating targets on the sea surface[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(4): 684–714. doi: 10.12000/JR20084.
- [2] HU Jing, TUNG W W, and GAO Jianbo. Detection of low observable targets within sea clutter by structure function based multifractal analysis[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2006, 54(1): 136–143. doi: 10.1109/TAP.2005.861541.
- [3] 陈小龙, 刘宁波, 王国庆, 等. 基于高斯短时分数阶Fourier变换的海面微动目标检测方法[J]. 电子学报, 2014, 42(5): 971–977. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.05.021.
CHEN Xiaolong, LIU Ningbo, WANG Guoqing, et al. Gaussian short-time fractional Fourier transform based detection algorithm of target with micro-motion at sea[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(5): 971–977. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.05.021.
- [4] SHI Sainan and SHUI Penglang. Sea-surface floating small target detection by one-class classifier in time-frequency feature space[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(11): 6395–6411. doi: 10.1109/TGRS.2018.2838260.
- [5] XU Shuwen, ZHENG Jibin, PU Jia, et al. Sea-surface floating small target detection based on polarization features[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(10): 1505–1509. doi: 10.1109/LGRS.2018.2852560.
- [6] SHUI Penglang, LI Dongchen, and XU Shuwen. Tri-feature-based detection of floating small targets in sea clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(2): 1416–1430. doi: 10.1109/TAES.2014.120657.
- [7] 时艳玲, 姚婷婷, 郭亚星. 基于图连通密度的海面漂浮小目标检测[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(11): 3185–3192. doi: 10.11999/JEIT201028.
SHI Yanling, YAO Tingting, and GUO Yaxing. Floating small target detection based on graph connected density in sea surface[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2021, 43(11): 3185–3192. doi: 10.11999/JEIT201028.
- [8] 贺丰收, 何友, 刘准钊, 等. 卷积神经网络在雷达自动目标识别中的研究进展[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(1): 119–131. doi: 10.11999/JEIT180899.
HE Fengshou, HE You, LIU Zhunga, et al. Research and development on applications of convolutional neural networks of radar automatic target recognition[J]. *Journal*

- of *Electronics & Information Technology*, 2020, 42(1): 119–131. doi: [10.11999/JEIT180899](https://doi.org/10.11999/JEIT180899).
- [9] 杜兰, 魏迪, 李璐, 等. 基于半监督学习的SAR目标检测网络[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(1): 154–163. doi: [10.11999/JEIT190783](https://doi.org/10.11999/JEIT190783).
- DU Lan, WEI Di, LI Lu, *et al.* SAR target detection network via semi-supervised learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(1): 154–163. doi: [10.11999/JEIT190783](https://doi.org/10.11999/JEIT190783).
- [10] 苏宁远, 陈小龙, 关键, 等. 基于卷积神经网络的海上微动目标检测与分类方法[J]. 雷达学报, 2018, 7(5): 565–574. doi: [10.12000/JR18077](https://doi.org/10.12000/JR18077).
- SU Ningyuan, CHEN Xiaolong, GUAN Jian, *et al.* Detection and classification of maritime target with micro-motion based on CNNs[J]. *Journal of Radars*, 2018, 7(5): 565–574. doi: [10.12000/JR18077](https://doi.org/10.12000/JR18077).
- [11] SHUI Penglang, GUO Zixun, and SHI Sainan. Feature-compression-based detection of sea-surface small targets[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 8371–8385. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2962793](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2962793).
- [12] LI Yuzhou, XIE Pengcheng, TANG Zeshen, *et al.* SVM-based sea-surface small target detection: a false-alarm-rate-controllable approach[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(8): 1225–1229. doi: [10.1109/LGRS.2019.2894385](https://doi.org/10.1109/LGRS.2019.2894385).
- [13] ZHOU Hongkuan and JIANG Tao. Decision tree based sea-surface weak target detection with false alarm rate controllable[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2019, 26(6): 793–797. doi: [10.1109/LSP.2019.2909584](https://doi.org/10.1109/LSP.2019.2909584).
- [14] 郭子薰, 水鹏朗, 白晓惠, 等. 海杂波中基于可控虚警K近邻的海面小目标检测[J]. 雷达学报, 2020, 9(4): 654–663. doi: [10.12000/JR20055](https://doi.org/10.12000/JR20055).
- GUO Zixun, SHUI Penglang, BAI Xiaohui, *et al.* Sea-surface small target detection based on K-NN with controlled false alarm rate in sea clutter[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(4): 654–663. doi: [10.12000/JR20055](https://doi.org/10.12000/JR20055).
- [15] 张俊丽, 常艳丽, 师文. 标签传播算法理论及其应用研究综述[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(1): 21–25. doi: [10.3969/j.issn.1001-3695.2013.01.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-3695.2013.01.004).
- ZHANG Junli, CHANG Yanli, and SHI Wen. Overview on label propagation algorithm and applications[J]. *Application Research of Computers*, 2013, 30(1): 21–25. doi: [10.3969/j.issn.1001-3695.2013.01.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-3695.2013.01.004).
- [16] Cognitive Systems Laboratory. IPIX radar database[EB/OL]. <http://soma.mcmaster.ca/ipix.php>, 2012.
- [17] 中国雷达行业协会. 雷达对海探测数据[EB/OL]. <http://radars.ie.ac.cn/web/data/getData?dataType=DatasetofRadarDetectingSea>, 2020.
- 许述文: 男, 1985年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为雷达目标检测、机器学习、时频分析和SAR图像处理.
- 茹宏涛: 男, 1997年生, 硕士生, 研究方向为海面目标的特征检测.

责任编辑: 余蓉