

海杂波中基于混沌预测的目标检测方法改进

马晓岩^{1,2}, 黄晓斌², 张贤达¹

(1. 清华大学自动化系, 北京 100084; 2. 空军雷达学院信息工程系, 湖北武汉 430019)

摘 要: 基于记忆库非线性预测的 NP2CFAR 方法是目前混沌海杂波背景中目标检测的一种典型而先进的方法. 考虑到海杂波功率与特征的时变不稳定性, 本文提出运用旋转超盒分类取代这一方法中的 NP2CFAR 进行目标检测, 并探讨了运用盒维数特征提取进行预处理以节省运算开销的问题. 仿真实验验证了本文所提改进方法的有效性.

关键词: 混沌; 旋转超盒分类; 盒维数; 检测

中图分类号: TN957.151 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 06-0907-04

Modification of Chaotic Prediction-Based Target Detection Method in the Sea Clutter

MA Xiao2yan^{1, 2}, HUANG Xiao2bin², ZHANG Xian2da¹

(1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

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

Abstract: The Memory-based nonlinear prediction-based NP2CFAR processing is a typical and advanced method for target detection in the chaotic sea clutter. In consideration of the time-varying instability of the power and character of the sea clutter, authors present a modified method with the rotation hyper-box classification for detection, and use the simpler box-dimension character extraction for preprocessing to reduce the computation load. The simulation experiments prove the efficiency of those modifications.

Key words: chaotic; rotation hyper-box classification (RHBC); box-dimension; detection

1 引言

由于海杂波具有非高斯、非平稳和相关等特性, 故海杂波中目标特别是小目标的检测十分困难, 但也成为现代雷达中一个引人注目的研究方向. 针对海杂波的非高斯性和相关性, 已提出了关于其幅度概率密度函数的许多模型, 如 Weibull、对数正态、相关 K 分布等. 针对其非平稳性, 一些学者经过大量实验, 初步验证了海杂波, 特别是高分辨雷达所接收的海杂波具有混沌特性^[1,2]. 围绕混沌海杂波背景下的目标检测问题, 近年来 Henry Leung 做了许多卓有成效的工作: 他首先分析并验证了真实海杂波数据的混沌性, 提出了基于混沌特征线性预测的海杂波中信号检测方法^[3], 随后他又进一步提出了基于相关维数与记忆库的非线性预测方法^[4], 该法在提取相关维数后进行非线性预测并建立记忆库, 最后采用传统的奈曼-皮尔逊准则下的恒虚警率处理(NP2CFAR)完成检测. 此外, 亦有人提出采用盒维数作为特征直接进行海面目标的检测^[5]. 考虑到混沌海杂波功率与特征的时变性, 以及经典 CFAR 对杂波模型的依赖性, 本文将文[4]中基于硬门限判决的 NP2CFAR 检测改为基于旋转超盒分类(RHBC)^[6]的软门限模糊检测. 此外, 还采用易于实现的盒维数提取代替相关维数提取作预处理, 以提高检测的实时性. 仿真结果表明, 改进后

的检测策略在低信杂比下有很好的检测性能.

2 基于记忆库预测的目标检测策略

利用海杂波混沌预测的目标检测策略如图 1 所示, 其检测原理是: 在提取纯海杂波序列 $\{n(1), n(2), \dots, n(N)\}$ 相关维数^[7] M_c 的基础上, 构造基于记忆库的非线性局部预测器 $g^{[4]}$, 即:

$$\begin{aligned}\hat{n}(i) &= g(n(i-1)) \\ &= g(n(i-1), n(i-2), \dots, n(i-M_c))\end{aligned}\quad (1)$$

对于二元检测:

$$\begin{cases} H_1: & x(i) = s(i) + n(i) \\ H_0: & x(i) = n(i) \end{cases}\quad (2)$$

可得两种假设下的绝对预测误差:

$$E(i) = \begin{cases} E_0(i) = |n(i) - \hat{n}(i)| = |n(i)| & \text{BH}_0 \\ E_1(i) = |s(i) + n(i) - \hat{n}(i)| \\ \quad = |s(i) + n(i)| & \text{BH}_1 \end{cases}\quad (3)$$

对于一个好的预测器 g (即 $n(i)$ 足够小), 在很宽的信杂比范围内都有 $E_1(i) > E_0(i)$, 因此可设定一门限 G , 将原始的 二元假设检验转化为式(4)所示的目标检测.

$$H(i) < G \quad H_0, \quad E(i) \setminus G: \quad H_1 \quad (4)$$

我们将 H_0 和 H_1 假设下 $E(i)$ 的两条概率密度曲线拟合出来,然后将两曲线的交点作为门限 G

3 基于旋转超盒分类的检测策略

近年来,国外知名学者认为雷达目标检测等价于模式识别领域的分类问题,并使用模糊和神经网络理论来解决目标分类,从而在非平稳杂波背景和低信杂比情况下获取了良好的检测性能^[8]. 旋转超盒分类(RHBC)是在模糊最小-最大神经网络(FMMNN)基础上发展起来的一种分类算法,文[9]已证明FMMNN具有优良的分类性能,但其隐含层节点(也称超盒)过多,文[6]使用一种称为旋转超盒的训练算法对其进行改进,使得隐含层节点大大减少,从而减少了样本分类的计算量.

基于上述考虑,本文提出了针对图1的改进型检测策略,如图2所示.下文先阐述盒维数提取和RHBC方法,然后给出检测算法.

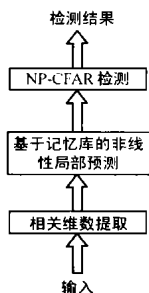


图1 基于记忆库预测的目标检测策略



图2 采用RHBC的改进型检测策略

3.1.1 盒维数提取

混沌序列的盒维数提取算法如下:

- (1) 将 $n(i)$ 的幅度和时间归一化后置入一正方形中;
- (2) 将正方形按边长为 D_m ($m = 1, 2, \dots, M$) 细分成由许多小正方形构成的多张方格网,每个小正方形称为一个盒子,然后计算每张方格网中(不同 D_m) 盒子与 $n(i)$ 相交的个数 N_{D_m} ;
- (3) 画出对数比直线($\log N_{D_m}$, $\log D_m$), 盒维数 D_b 即由其斜率给出.

3.1.2 RHBC 分类

设有由样本序列 $x(1), x(2), \dots, x(N)$ 构成的样本矢量集: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$, 其中, $x_h = \{x_{h1}, x_{h2}, \dots, x_{hn}\} (1 \leq h \leq k)$ 为其样本子集矢量,则旋转超盒的定义为^[6]:

$$B_l = \{5(x_n | x_n | X), V_l, W_l, Q_l, b_l(x_n, V_l, W_l, Q_l)\} \quad (5)$$

其中 B_l 表示第 l 个超盒, $Q(x_n | x_n | X)$ 表示该盒中所包含的样本子集, $V_l = (v_{l1}, v_{l2}, \dots, v_{ln})$ 表示第 l 个超盒的最小点, $W_l = (w_{l1}, w_{l2}, \dots, w_{ln})$ 表示第 l 个超盒的最大点, 矩阵 Q_l 表示该超盒所对应的坐标变换矩阵(利用该矩阵,超盒可以旋转), $b_l(x_n, V_l, W_l, Q_l)$ 表示任一样本点 x_n 隶属于第 l 个盒子的隶属度,为叙述方便,将其简记为 $b_l(x_n)$, 令 $x_{h,c}$ 为由 $x_h = Qx_n$ 转化后得到的坐标分量,隶属度的计算公式为:

$$b_l(x_h) = \min_{i=1, \dots, M} \{\min([1 - f(x_{h,c} - w_{li}, G)], [1 - f(v_{li}, G)])\} \quad (6)$$

$$\text{其中 } f(A, B) = \begin{cases} 1, & AB > 1 \\ AB, & 0 \leq AB \leq 1, \quad G \text{ 通常取 } 4. \\ 0, & AB < 0 \end{cases}$$

生成超盒的核心步骤为超盒扩展,即判断所输入的样本点是否可归入已存在的超盒,如果条件不满足,将会建立一个新的超盒.其判断条件由下式给出:

$$b_l(x_h, V_l, W_l, Q_l) \setminus K \quad (7)$$

其中 K 为隶属度门限,该公式的解释详见文献[6].图3给出了作者基于二维数据构成旋转超盒的一个例子,图中每个长方形代表一个旋转超盒,共有5个超盒.

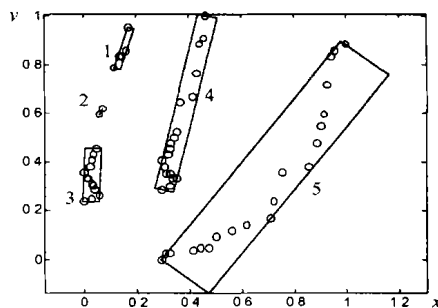


图3 旋转超盒示意图(二维数据)

对于上述基于混沌预测的雷达目标检测,由于 $E(i)$ 是一维数据,所以超盒退化为区间,于是可设由训练样本已经构造了两类超盒(个数分别为 l_1 和 l_2),则待分样本 x_h 可按下式分类:

$$\begin{cases} x_h \text{ I 第一类} & \max_l [b_{l_1}(x_h)] > \max_l [b_{l_2}(x_h)] \\ x_h \text{ I 第二类} & \max_l [b_{l_1}(x_h)] \leq \max_l [b_{l_2}(x_h)] \end{cases} \quad (8)$$

3.1.3 目标检测算法

给定两类数据集,第一类是无目标信号的杂波数据,记为 8_0 ,第二类是具有给定信杂比(SCR)的杂波数据,记为 8_1 .同时每类数据又分为三部分,第一部分用于提取盒维数和构造记忆库,分别记为 $8_0^{(1)}$ 和 $8_1^{(1)}$ (实际只用到 $8_0^{(1)}$);第二部分作为RHBC的训练样本,分别记为 $8_0^{(2)}$ 和 $8_1^{(2)}$;第三部分用于测试检测性能,分别记为 $8_0^{(3)}$ 和 $8_1^{(3)}$.检测算法如下.

步骤1 利用 $8_0^{(1)}$ 按3.1节的步骤提取盒维数并构造预测数据记忆库;

步骤2 对 $8_0^{(2)}$ 和 $8_1^{(2)}$ 进行非线性局部预测得两类预测误差值 $E_k(i) (k = 0, 1)$; 令 $x = \{E_k(i)\}$ 作为RHBC的直接训练样本,构造两类超盒(区间);

步骤3 用 $8_0^{(3)}$ 和 $8_1^{(3)}$ 进行非线性局部预测得待分预测误差值 $E(i)$,按式(6)计算 $E(i)$ 隶属于超盒 b_l 的隶属度;

步骤4 目标检测由下式决定:

$$\begin{cases} \max_l \{b_{l_1}(E(i))\} > \max_l \{b_{l_2}(E(i))\}: H_1 \text{ (有目标)} \\ \max_l \{b_{l_1}(E(i))\} \leq \max_l \{b_{l_2}(E(i))\}: H_0 \text{ (无目标)} \end{cases} \quad (9)$$

步骤5 最后由分类结果估算出检测概率和虚警概率.

4 仿真实验

4.1 实验数据与盒维数提取

依 logistic 模型产生仿真混沌杂波背景. logistic 模型的数学描述为^[7]:

$$n_{i+1} = Ln_i(1 - n_i)$$

式中 L 为控制参数, 其取值范围为[0, 4]. 当 L 1 (3.57, 4] 时, 所产生的时间序列处于混沌区. 本文取 L 为 3.7, 初始值 $n_1 = 0.32$. 迭代产生 1000 点序列, 其前 100 点时间序列如图 4 所示. 所得对数比直线如图 5, 故盒维数 D_b 为 1.5753.

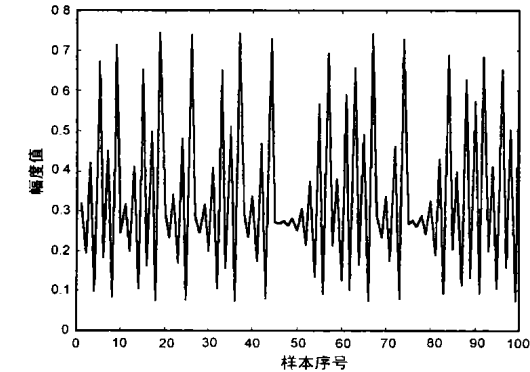


图 4 基于 logistic 模型的仿真混沌背景序列

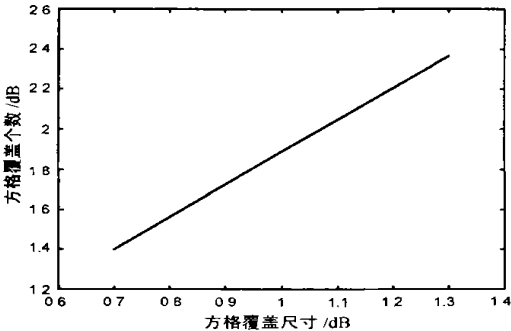


图 5 提取盒维数的对数比直线

4.2 目标检测与结果分析

取 $8_0^{(1)}$ 为仿真海杂波数据的前 500 点, $8_0^{(2)}$ 为第 501 点到 600 点的 100 点数据, $8_0^{(3)}$ 为后 400 点数据. $8_1^{(1)}$ 、 $8_1^{(2)}$ 和 $8_1^{(3)}$ 分别由 $8_0^{(1)}$ 、 $8_0^{(2)}$ 和 $8_0^{(3)}$ 加上满足 $SCR = -30\text{dB}$ 的目标构成.

$8_0^{(2)}$ 和 $8_1^{(2)}$ 经预测后可得两类预测误差数据 $E_0(k)$ 和 $E_1(k)$ 各 100 点. 将两类误差作为 RHBC 的训练样本, 为两类样本各建立一组超盒(区间), 且类内超盒区间可构成如下两个大的区间:

第一类区间:

$$K_0 = [K_{01}, K_{02}] = [2.6943 \times 10^{-5}, 0.0053]$$

第二类区间:

$$K_1 = [K_{11}, K_{12}] = [0.0053, 0.0201]$$

$8_0^{(3)}$ 和 $8_1^{(3)}$ 经预测后可得两类预测误差数据 $E_0(k)$ 和 $E_1(k)$, 分别计算两类超盒的隶属度. 图 6 为 $E_0(k)$ 的隶属度图, 图 7 为 $E_1(k)$ 的隶属度图. 图中实线表示属于第一类超盒的隶属度, 虚线表示属于第二类超盒的隶属度.

图 6 中虚线超过实线的样本个数为 14, 图 7 中虚线超过实线的样本个数为 393, 故可分别估算出^[10]: 虚警率 = $14/400 = 0.035$, 检测率 = $393/400 = 0.9825$.

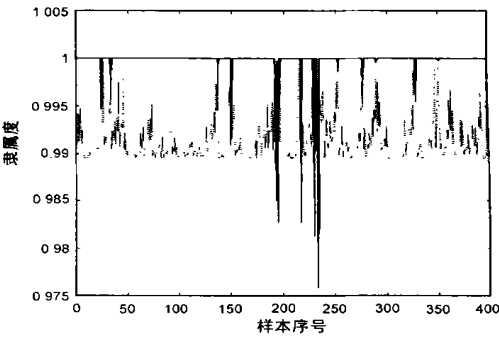


图 6 $E_0(k)$ 隶属度图

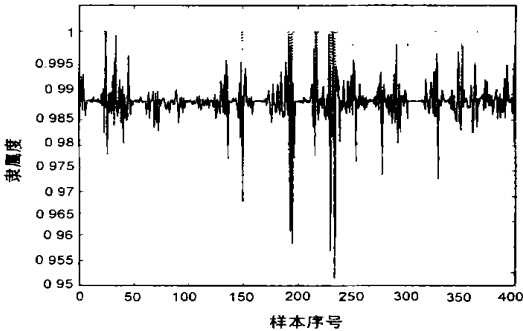


图 7 $E_1(k)$ 隶属度图

进一步研究检测性能随信杂比变化的关系, 可得表 1 的实验结果, 同时, 本文还在相同数据样本条件下完成了图 1 所示的基于 N_2CFAR 的检测仿真, 结果表明, 本文方法在同样虚警率下比 N_2CFAR 方法的检测概率高 10% ~ 20%.

表 1 检测性能与信杂比关系

| SCR (dB) | - 30 | - 32 | - 34 | - 36 | - 38 |
|----------|--------|--------|--------|--------|-------|
| 检测率 | 0.9825 | 0.9675 | 0.94 | 0.94 | 0.922 |
| 虚警率 | 0.035 | 0.0575 | 0.0625 | 0.1175 | 0.145 |

5 结束语

本文研究了基于混沌机制的海杂波中目标检测, 在文[4] 所提检测策略中将 RHBC 方法运用于特征分类, 并采用盒维数作预处理, 检测仿真结果证明本文方法的有效性, 该改进方法的突出优点是更适用于时变的海杂波环境. 下一步的工作

是研究更加精确的预测算法,同时进一步探讨运用模糊神经网络进行目标检测的有效方法,以期在保持高检测概率的情况下降低虚警概率.

参考文献:

- [1] Henry Leung, Simon Haykin. Is there a radar clutter attractor [J]. Appl Phys Lett, 1990, 56(6): 592- 595.
- [2] Henry Leung. Experimental modeling of electromagnetic wave scattering from an ocean surface based on chaotic theory[J]. Chaos, Fractals and Solitons, 1992, 2: 25- 43.
- [3] Henry Leung, Titus Lo. Chaotic radar signal processing over the sea [J]. IEEE journal of oceanic engineering, 1993, 18(3): 287- 295.
- [4] Henry Leung. Nonlinear clutter cancellation and detection using a memory-based predictor[J]. IEEE Transactions on aerospace and electronic system, 1996, 32(4): 1429- 1256.
- [5] 王永诚, 吴小飞. 海杂波的分数维测量在对海面目标探测中的应用研究[J]. 现代雷达, 2000, 5(10): 28- 32.
- [6] F M Frattale Masciili, et al. Scale-based approach to hierarchical fuzzy clustering[J]. Signal Processing, 2000, 80: 1001- 1006.
- [7] 黄润生. 混沌及其应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社. 1999.
- [8] Haykin S. Modular learning strategy for signal detection in a nonstationary environment[J]. IEEE transactions on signal processing, 1997, 45(6): 1619- 1637.

- [9] P K Simpson. Fuzzy minmax neural network2part1: classification[J]. IEEE Transactions on Neural Network, 1992, 3(5): 776- 786.
- [10] 马晓岩, 向家彬, 等. 雷达信号处理[M]. 长沙: 湖南科学技术出版社. 1999.

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

黄晓斌 男, 1978 年 6 月生于江西省宜春市, 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, 主要研究方向为智能检测处理、神经网络.