

海杂波背景下的目标检测新方法*

姜 斌 王宏强 黎 湘 郭桂蓉

(国防科技大学空间电子信息技术研究所,长沙 410073)

(2005 年 12 月 19 日收到 2006 年 4 月 21 日收到修改稿)

提出了一种基于分形布朗运动模型的 S 波段雷达海杂波分形维数提取方法,分析了基于记忆库混沌时间序列预测方法,引入一种改进核函数的支持向量机分类器.在此基础上,提出了一种新的海杂波背景下目标检测方法.应用 S 波段雷达实测海杂波数据,计算得到了该信号的分形维数与 Lyapunov 指数,验证了 S 波段雷达海杂波的混沌分形特性.仿真实验结果验证了该方法具有较强的检测能力和抗杂波性能.

关键词:分形布朗运动,分形维数,记忆库预测方法,支持向量机分类器

PACC: 0545

1. 引 言

近年来,随着非线性动力学系统时间序列分析方法的发展,产生了对海杂波特性有效描述的新方法.众多研究已经表明,混沌和分形很好地反映了海杂波的本质特性,用混沌与分形可以更好地描述海杂波的行为特征^[1-3].

文献 1 给出了判定系统混沌特性的几条准则,并利用经典的 G-P (Grassberger-Procacia) 算法,求解得到了某波段雷达实测海杂波数据的相关维数,进而运用 Wolf 方法计算得到了正的最大 Lyapunov 指数,验证了某波段实测海杂波信号具有混沌系统的典型特征.文献 2,3 对 X 波段海杂波进行了研究,同样得到了该波段雷达海杂波具有正的 Lyapunov 指数,证实了 X 波段海杂波的混沌特性,并认为存在一个低维的动力学吸引子控制着海杂波的行为.混沌动力系统的奇异吸引子具有无穷自相似性,这使得混沌理论和分形学紧密联系.

分形维数是表示分形表面特征的一个最重要的参数,它反映了信号的不规则程度,分形维数的提取是分析海杂波混沌分形特性的一项关键技术.文献 [4] 基于仿真数据,提出了用毯子覆盖法来计算分形维数.文献 5 基于仿真数据,给出了使用盒覆盖与谱分析两种方法来估计海杂波信号的分形维数,文

献 6 采用盒维数方法,对实测的引信海洋回波信号进行了分析,得出引信海杂波存在分形特征的结论.但对于 S 波段雷达实测海杂波数据,至今还没有见到相应的提取分形维数的处理方法.对该特定波段雷达海杂波的混沌特性分析,也没有见到相关的文献报道.

混沌时间序列具有短时可预测长期不可预测的特性^[3,7,8],其中,Leung 提出了基于记忆库的非线性预测方法^[3],并对 X 波段雷达实测海杂波数据进行了仿真验证.结果表明:该算法不仅简单,而且具有快速的学习能力、较强的鲁棒性和适应能力等特点.

对于海杂波中二元信号的检测问题,一般可将其等价于信号分类问题来进行处理.目前,支持向量机(SVM)作为一种新型的模式分类方法,被众多研究者所关注.它的理论基础是 Vapnik 等提出的统计学习理论.文献 9,10 系统地介绍了统计学习理论和 SVM 的基本思想.该理论采用结构风险最小化准则,在最小化样本点误差的同时,缩小模型泛化误差的上界,即最小化模型的结构风险,从而提高了模型的泛化能力,避免了神经网络等方面存在的局部最优解问题.这些优点在小样本学习中更为突出,SVM 理论正是在该基础上发展而来的.经过十几年的研究和发展,已开始逐步应用于模式识别、函数逼近、时间序列预测等领域^[10-13].SVM 技术不仅克服了传统方法的大样本要求,还有效地克服了维数灾难及

* 国家自然科学基金(批准号 60402032)资助的课题.

局部极小问题,并在处理非线性问题时显示了其突出的优越性能.但是,SVM采用不同的核函数将形成不同的算法,这些算法的精度与效率受核函数影响较大.

针对海杂波背景下的目标检测问题,本文基于分形布朗运动模型,提出了一种分形维数提取方法.然后基于S波段雷达实测海杂波数据,得到了该信号的分形维数与Lyapunov指数,验证了S波段雷达海杂波的混沌分形特性.同时基于记忆库预测方法,提取雷达回波信号预测误差,最后通过引入一种改进核函数的SVM分类器,实现了海杂波背景下的目标检测.

2. 海杂波背景下的目标检测新方法

海上目标的检测一直是富有挑战性的课题,混沌分形理论为海杂波背景下的雷达检测问题提供了新的思路.其中一个研究方向是:对于特定波段的雷达海杂波在判定其为混沌分形信号后,就可以基于混沌序列的可预测特性选取合适的预测器对接收信号进行预测,最后利用预测误差信息的差异,采用各种经典或改进的检测方法对海上目标进行检测^[2-4].

2.1. 分形布朗运动模型

大量的实验研究表明:分形模型可以较好地与海表面以及海面回波的结构相符合,分形模型对海杂波有较强的适应性,拟合误差较小.

令 $B(\lambda)$ 为布朗运动模型,通过对 $B(\lambda)$ 分数次积分,可以得到分形布朗运动模型 $B_H(t)$,它连续不可导,是一个非平稳过程^[14]:

$$B_H(t) = I^{H-(1/2)}[B(\lambda)] = \frac{1}{\Gamma(H+(1/2))} \times \int_{-\infty}^t (t-\lambda)^{H-(1/2)} dB(\lambda), \quad (1)$$

式中 H 称为 $B_H(t)$ 的Hurst指数,当 $H=1/2$ 时, $B_H(t)$ 即为标准布朗运动. H 与分维数 D 的关系为

$$D = T_D + 1 - H, \quad (2)$$

式中 T_D 是 $B_H(t)$ 的拓扑维,对一维时间序列, $T_D=1$,因此 $D=2-H$.

分形布朗运动具有对尺度变化的统计自相似性,其增量为平稳、零均值,方差为 $\sigma_H^2 \tau^{2H}$ 的高斯分

布随机过程,即

$$B_H(t+\tau) - B_H(t) \sim N(0, \sigma_H^2 \tau^{2H}) \quad (\tau > 0). \quad (3)$$

这里,

$$\sigma_H^2 = \text{var}[B_H(t+1) - B_H(t)].$$

记 $\alpha(\tau) = E\{[B_H(t+\tau) - B_H(t)]^2\}$,则有

$$\sigma^2(\tau) = \sigma_H^2 \tau^{2H}. \quad (4)$$

当 $\tau=1$ 时,有 $\sigma^2(1) = \sigma_H^2$, $\sigma^2(\tau) = \sigma^2(1)\tau^{2H}$ (4)式可变为

$$\log \alpha(\tau) = \log \alpha(1) + H \log \tau \quad (\tau > 0). \quad (5)$$

由此可知,曲线 $\{\log \tau, \log \alpha(\tau)\}$ 是一条以 H 为斜率, $\log \alpha(1)$ 为截距的直线.对于实际采样时间序列,常采用最小二乘拟合法在区间 $[1, \tau_{\max}]$ 中估计参数 H .

我们也可以换一种形式来表示 H ,

$$H = \frac{d \log \alpha(\tau)}{d \log \tau}, \quad (6)$$

则直线 $\{\log \tau, \log \alpha(\tau)\}$ 各点处的导数为 H .

2.2. 基于记忆库的预测技术

给定一个混沌序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$,基于混沌序列短期可预测特性,可利用该序列构造一个查询表^[3]并在此基础上构成基于记忆库方法的混沌序列预测器.

表1 基于记忆库预测方法的查询表

$X_m = \{x_m, x_{m-1}, \dots, x_1\}$	x_{m+1}
$X_{m+1} = \{x_{m+1}, x_m, \dots, x_2\}$	x_{m+2}
$X_{N-1} = \{x_{N-1}, x_{N-2}, \dots, x_{N-m}\}$	x_N

表1包含 $N-m$ 个数据向量.当一个新的向量 $X_p = \{x_p, x_{p-1}, \dots, x_{p-m+1}\}$ 输入到预测器时,需要在查询表中为该向量查找与之最邻近的向量 X_k ,即

$$\|X_p - X_k\|_2 \leq \|X_p - X_i\|_2 \quad (m \leq i, k \leq N-1), \quad (7)$$

式中 $\|\cdot\|_2$ 表示2范数,则 x_{p+1} 的估计值为

$$x_{p+1} \approx \hat{x}_{p+1} = x_{k+1}. \quad (8)$$

由于数据可能受到噪声污染,在查询表中简单寻找最近邻点的方法会导致很大的估计误差,一种处理方法是在查询表中为数据向量 X_p 寻找 l 个近邻向量 X_{k_i} ($i=1, 2, \dots, l$).这样对 x_{p+1} 的估计为^[3]

$$\hat{x}_{p+1} = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l x_{k_i+1}. \quad (9)$$

如果查询表中数据向量较多,选取大的 l 有利于对噪声进行平滑.

2.3. 改进核函数的 SVM

SVM 实现的是如下的思想:通过事先选择好的非线性映射将输入向量 x 映射到一个高维特征空间 Z ,在这个空间构造最优分类超平面.SVM 的分类函数在形式上类似神经网络,输出是中间节点的线性组合,每个中间节点对应一个支持向量,如图 1 所示, a_i 为权值.SVM 由两层构成:在学习过程中,第一层选择适当的核函数 $k(x_i, x) \quad (i = 1, 2, \dots, m)$,第二层在这一空间中构造一个线性函数.这完全等价于在对应的特征空间中构造一个最优超平面.

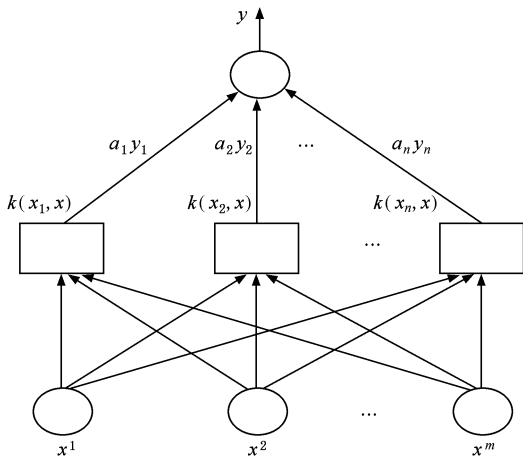


图 1 SVM 示意图

设给定训练数据为 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 其中 $x \in R^m, y$ 为类别编号, $y \in \{-1, +1\}$. 定义 N 维空间中的线性判别函数一般形式为

$$g(x) = (\omega \cdot x) + b, \quad (10)$$

且集合中的所有数据都可以被分类面所正确划分,则该分类面就是最优超平面.分类面方程为

$$(\omega \cdot x) + b = 0, \quad (11)$$

这里“ (\cdot) ”表示内积.由文献[9,10]可知,若想将两类样本无错误地分开且使两类样本的分类间隔最大,则可通过求解以下约束优化问题来实现:

$$\min[\phi(\omega)] = \min\left[\frac{1}{2}(\omega \cdot \omega^*)\right]. \quad (12)$$

此时约束条件为 $y_i[(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1 \quad (i = 1, 2, \dots, n)$.分析可知,在线性条件下(12)式的最优解为下列 Lagrange 函数的鞍点:

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2$$

$$- \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i[(\omega \cdot x) + b] - 1\} \quad (13)$$

式中 $\alpha_i \geq 0$.同时,在鞍点处由于 ω 和 b 的梯度均为零,可知最优超平面系数 α_i 满足

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0.$$

在上述约束条件下,对 α_i 求解下列函数的最大值:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j). \quad (14)$$

这里 α_i 为与每个样本对应的 Lagrange 乘子,这是一个不等式约束下二次函数寻优的问题,存在唯一解.容易证明,解中将只有一部分(通常是少部分) α_i 不为零,对应的样本就是支持向量解.求解上述问题得到的最优分类函数是

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sgn}\{(\omega \cdot x) + b\} \\ &= \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^*\right\}, \quad (15) \end{aligned}$$

式中 $\text{sgn}\{\cdot\}$ 为符号函数,求和实际上只对支持向量进行, b^* 是分类阈值,可以用任一个支持向量求得,或通过对两类中任意一对支持向量取中值得得.

对于线性不可分的情况,SVM 引入松弛变量 $\xi_i \geq 0$ 和惩罚因子 C ,使条件变为

$$y_i[(\omega \cdot x_i) + b] - 1 \geq \xi_i \quad (i = 1, 2, \dots, m), \quad (16)$$

则目标函数(12)式变为

$$\phi(\omega, \zeta) = \frac{1}{2}(\omega \cdot \omega^*) + C \sum_{i=1}^n \zeta_i, \quad (17)$$

即折衷考虑最少错分样本与最大分类间隔,就得到最优分类面.(17)式中 C 称为正规化常数($C > 0$),它控制对错分样本的惩罚程度.用 Lagrange 乘子法可以将上述凸优化形式转化为 Wolf 对偶形式^[9]

$$\max \alpha(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j). \quad (18)$$

此时约束条件为

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \in [0, C], \quad (19)$$

$$\omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \quad (i = 1, 2, \dots, m).$$

此外,在非线形条件下,SVM 可以通过非线性变换将输入空间变换到高维空间,然后在新空间中求解最优分类面.此时,线性可分情况下的点积运算变为

$$k(x, y) = (\phi(x) \cdot \phi(y)),$$

其中核函数 $k(x, y)$ 满足 Mercer 条件,由此得到的

分类函数为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_i \alpha_i y_i \cdot k(x_i, x) + b\right). \quad (20)$$

不为零的 α_i 对应的样本为支持向量,在得到分类器后即可利用它对测试样本进行分类.常用核函数的形式包括 $k(x, x_i) = x_i^T x$ (线性核), $k(x, x_i) = \tan\left(\arctan\left(\frac{x_i^T x}{\theta}\right)\right)$ (两层感知神经网络核), $k(x, x_i) = (x_i^T x + 1)^d$ (d 阶多项式核), $k(x, x_i) = \exp\{-\|x - x_i\|^2/2\sigma^2\}$ (径向基核) 其中 θ , d 和 σ 都是可调参数.

核函数的选择是 SVM 中尚未解决的问题,目前在目标识别中常用的是径向基核函数.由文献[15]可知, SVM 期望风险的上界为

$$E[P_{\text{err}}] \leq \frac{E(N_{\alpha})}{N_x - 1}, \quad (21)$$

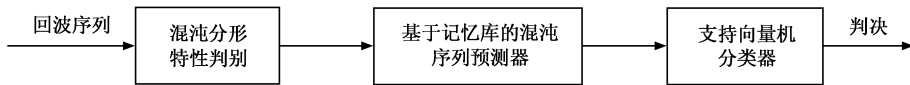


图2 海杂波背景下的目标检测新方法流程框图

基于杂波背景的雷达目标检测通常由以下二元假设检验表示,设 $s(i)$ 是目标信号序列, $x_n(i)$ 为混沌杂波序列,则目标信号出现时,接收信号为

$$z(i) = s(i) + x_n(i). \quad (23)$$

假设目标信号不出现,则接收信号只包含混沌杂波序列,

$$z(i) = x_n(i). \quad (24)$$

不妨设 $\{x_n(1), x_n(2), \dots, x_n(N)\}$ 为雷达接收机已接收到的一个杂波序列,目标检测就是判断当 $i > N$ 时,接收信号 $z(i)$ 属于上述哪种假设.

首先利用 $\{x_n(1), x_n(2), \dots, x_n(N)\}$ 为混沌杂波序列构造一个基于记忆库方法的混沌序列预测器 f ,依据 2.2 节的方法对 k 时刻的杂波进行预测,即 $\hat{x}_n(k) = f(x_n(k-1), x_n(k-2), \dots, x_n(k-M))$. 如果直接将 $\hat{x}_n(k)$ 作为实际接收信号 $z(k)$ 的预测值,依据目标信号是否出现,预测误差会有以下两种不同情况:当目标信号出现时,预测误差为

$$\begin{aligned} \varepsilon_1(i) &= s(k) + x_n(k) - \hat{x}_n(k) \\ &= s(k) + \tilde{x}_n(k). \end{aligned} \quad (25)$$

当目标信号不出现时,预测误差为

$$\varepsilon_0(i) = x_n(k) - \hat{x}_n(k) = \tilde{x}_n(k). \quad (26)$$

由于对杂波的预测误差 $\tilde{x}_n(k)$ 可正可负,无疑对预测误差分析造成了一定困难.因此,本文实验中

式中, P_{err} 是测试样本的错误率, N_{α} 是支持向量的个数, N_x 是训练矢量的个数.可以看出,减少支持向量个数,可以提高 SVM 的推广能力,即提高目标识别的性能.根据这个原理,本文引入了一种改进的径向基核

$$k(x, x_i) = \beta \exp\{-\|x - x_i\|^2/2\sigma^2\}. \quad (22)$$

通过增加一个大于 1 的系数 β ,增大了(18)式中二次规划函数的二次项系数的绝对值,从而减小了 α 的值,并减少了支持向量个数,最终达到提高 SVM 识别性能的目的.

2.4. 基于海杂波背景的目标检测新方法流程

海杂波背景下的目标检测新方法流程如图 2 所示.

对预测误差取其绝对值,即求其绝对预测误差.为方便起见,仍用 $\varepsilon_1(i)$ 和 $\varepsilon_0(i)$ 来代表绝对预测误差.经分析可知,模式分类的本质是首先提取样本的特征信息,进而采用某种方法或准则对样本进行分类.这里,我们采用绝对预测误差作为对应二元信号(样本)的特征信息,在提取该特征信息后,就可以利用 SVM 分类器对信号进行分类,由于是二元信号,所以对信号分类等价于信号检测.

3. 基于实测数据的仿真实验及结果分析

3.1. 数据来源

本文采用的海杂波数据是在某 S 波段雷达上采集到的,该雷达架设在青岛市附近海拔 50 m 的山上,四周邻海,当时天气晴朗,周围风力较小.

雷达的主要参数如下:水平波束宽度 1.6° ,天线仰角 1° ,垂直极化,天线转速为 6 r/min,脉冲宽度为 $1 \mu\text{s}$,工作频率为 2415 MHz.

数据说明:在 90° 方位左右连续采集了 3098 个雷达重复周期 I, Q 双通道的数据,每个距离向进行 3300 点采样,预先已知每个周期 1010—1200 点为海杂波信号,海杂波峰值最大点为 1131 点,海杂波信号幅度起伏较大.

3.2. 实验步骤

基于上述实测数据 ,为了验证本文提出的检测方法 进行以下实验 .

(1) 输入数据为两类数据集 第一类是无目标信号的杂波数据 ,记为 Ω_0 ;第二类是具有给定信杂比的信号加杂波数据 ,记为 Ω_1 . 分别进行归一化预处理 .

(2) 将归一化后的每类数据分成三部分 第一部分用于提取分形维数和构造预测数据记忆集 ,分别记为 $\Omega_0^{(1)}$ 和 $\Omega_1^{(1)}$ (实际只用到 $\Omega_0^{(1)}$) ,第二部分用于训练网络 ,分别记为 $\Omega_0^{(2)}$ 和 $\Omega_1^{(1)}$,第三部分用于测试检测性能 ,分别记为 $\Omega_0^{(3)}$ 和 $\Omega_1^{(3)}$.

(3) 利用 $\Omega_0^{(1)}$ 杂波数据提取分形维数与计算 Lyapunov 指数 ,验证杂波数据的混沌分形特性 .

(4) 用 $\Omega_0^{(1)}$ 构造预测数据记忆集 .

(5) 用 $\Omega_0^{(2)}$ 和 $\Omega_1^{(2)}$ 进行基于记忆库预测可得两类预测误差值 $\epsilon_0(k)$ 和 $\epsilon_1(k)$.

(6) 由 $\epsilon_0(k)$ 和 $\epsilon_1(k)$ 构造训练集对 SVM 进行训练 ,训练后的 SVM 分类器将为 $\epsilon_0(k)$ 和 $\epsilon_1(k)$ 分别构造对应的支持向量与权值 .

(7) 由 $\Omega_0^{(3)}$ 和 $\Omega_1^{(3)}$ 获得两类预测误差 $\epsilon_0(k)$ 和 $\epsilon_1(k)$,将对应的 $\epsilon_0(k)$ 和 $\epsilon_1(k)$ 输入到训练后的 SVM 分类器 ,判别其信号类型 .

(8) 由分类结果估算出检测概率 .

3.3. 结果分析及讨论

图 3 给出距离为 1131 点 3098 个重复周期的海杂波采样回波幅度值 .

分析图 3 可知 ,实测 S 波段海杂波信号幅度变换比较剧烈 ,显示出杂乱无章的混沌分布特性 .

利用(5)式 $(\log \tau, \log \sigma(\tau))$ 曲线如图 4 所示 ,拟合图 4 直线斜率为 0.4167 ,即 Hurst 指数 H 为 0.4167 .图 4 说明 S 波段实测海杂波数据符合分形布朗运动特性 .利用(2)式 ,可得 S 波段雷达实测海杂波数据分形维数值为 1.5833 .

与文献 [1] 相比较 本文引入文献 [16] 提出的稳健算法来计算 Lyapunov 指数 ,该算法主要有以下三

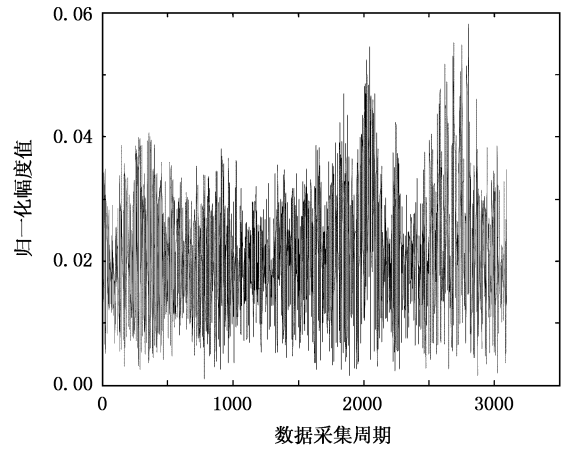


图 3 距离 1131 点海杂波幅度分布

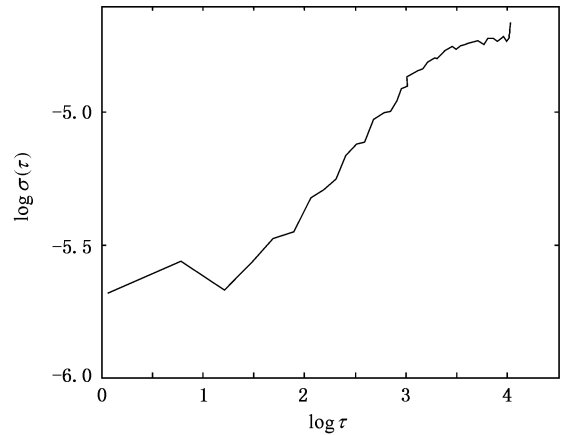


图 4 距离 1131 点海杂波分维数计算

个优点 (1) 较高的精度 (2) 抗噪声能力强 (3) 所需的计算时间和存储空间小 ,能进行在线计算 .因此该算法能够克服现有轨道跟踪算法的不足 ,不仅可以解决实际应用中存在的噪声问题 ,而且也满足了实时计算的需要 .应用该算法 ,计算可得 S 波段实测海杂波的最大 Lyapunov 指数为 0.025 .

综合 Lyapunov 指数与分形维数计算结果 ,分析可知 S 波段雷达实测海杂波具有混沌分形特性 .

在(22)式中 ,选取改进的径向基核有关参数为 $\sigma = 1.2$, $\beta = 19$,这些参数都是根据实验优化得到的 .另外选取 $C = 10$.检测概率随信杂比变化关系如表 2 所示 .

表 2 检测概率与信杂比的关系

信杂比/dB	-10	-9	-8	-7	-6	-5	-4	-3	-2	-1
检测概率	0.623	0.712	0.755	0.789	0.832	0.864	0.915	0.934	0.954	0.987

分析表 2 可知,检测概率随信杂比增大而增加,在信杂比较大(不低于 -4 dB)时,检测概率高于 90%,即使在低信杂比(-10 dB)时,依然具有较高的检测概率.这说明本文的检测方法不仅检测概率高,而且具有较好的抗杂波性能.

与文献[1]比较,利用本文的分形布朗运动模型,在得到 S 波段雷达实测海杂波分形维数的基础上,根据文献[17]可以进一步求解得到该模型的拟合误差、增量标准差以及分维尺度变化量等混沌分形特征信息,这可以为 SVM 分类器提供更多的特征信息,从而可以进一步提高系统的检测、识别性能,这是作者目前正在开展的一项工作.

必须指出的是,上述实验结果是在小样本情况下得到的,随着样本数目的增大,所需的计算时间和空间存储资源都会成几何级数增加,支持向量数目随之急剧增加,训练难度迅速增大,SVM 分类器性能明显下降,最终导致检测性能急剧下降.

文献[18]为解决该问题提供了一条思路,该文献通过借鉴 SVM 原理和核技术,提出了一种全新的思路来阐述核组成分分析(KPCA)方法,推导了 KPCA 公式,并指出 KPCA 与 SVM 存在紧密联系.受文献[18]的启发,并结合文献[19],为了提高 SVM 运算速度,我们可以利用 KPCA 首先对数据进行预处理,以消除数据的相关性和噪声,提取包含样本数据信息的主元,降低样本空间的维数,从而简化计算

和节约资源空间.然后利用 SVM 对 KPCA 提取的样本进行训练,得到最优分类超平面,最终实现对样本的有效分类.

综上所述,根据应用需求,如何有效地将 KPCA 与 SVM 方法相结合,进一步提高系统的检测性能,这是我们需要深入研究的方向.

4. 结 论

国内先前的研究主要集中在 S 波段气象雷达的应用并取得了一定成果.针对现实的需要,本文给出了一种分形维数提取方法.在此基础上,基于 S 波段雷达实测海杂波数据,计算得到了该杂波信号的分形维数值为 1.5833, Lyapunov 指数为 0.025,验证了 S 波段雷达实测海杂波的混沌分形特性.随后,分析了基于记忆库的混沌时间序列预测方法,并引入了一种改进径向基核函数的 SVM 分类器,提出了一种新的海杂波背景下的目标检测方法.计算机仿真实验结果表明,在信杂比不低于 -4 dB 情况下,系统检测概率高于 90%,即使在低信杂比(-10 dB)时,系统依然具有较高的检测概率.这验证了本文提出的检测方法不仅检测概率较高,而且具有较强的抗杂波性能,可以满足应用的需要.本文工作也为海杂波背景下的目标有效检测提供了一种新的解决方案.

- [1] Lin S H, Zhu H, Zhao Y G 2004 *J. Sys. Eng. Electron.* **26** 178 (in Chinese) [林三虎、朱红、赵亦工 2004 系统工程与电子技术 **26** 178]
- [2] Haykin S, Li X B 1995 *Proc. IEEE* **83** 95
- [3] Leung H 1996 *IEEE Trans. AES* **32** 1249
- [4] Xie W L, Xie W X 1997 *J. Signal Proc.* **13** 35 (in Chinese) [谢文录、谢维信 1997 信号处理 **13** 35]
- [5] Wang Y C, Wu X F 2000 *J. Mod. Radar* **22** 28 (in Chinese) [王永诚、吴小飞 2000 现代雷达 **22** 28]
- [6] Xiong G, Zhao H C, Zhang S N 2005 *Acta Armam.* **26** 15 (in Chinese) [熊刚、赵惠昌、张淑宁 2005 兵工学报 **26** 15]
- [7] Zhang J S, Xiao X C 2000 *Acta Phys. Sin.* **49** 2333 (in Chinese) [张家树、肖先赐 2000 物理学报 **49** 2333]
- [8] Tan W, Wang Y N, Zhou S W 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 795 (in Chinese) [谭文、王耀南、周少武 2003 物理学报 **52** 795]
- [9] Vapnik V N 1995 *The Nature of Statistical Learning Theory* (New York: Springer-Verlag)
- [10] Hu G S 2004 *J. Mod. Electron. Techn.* **3** 106 (in Chinese) [胡国胜 2004 现代电子技术 **3** 106]
- [11] Cui W Z, Zhu C C, Bao W X *et al* 2004 *Acta Phys. Sin.* **53** 3303 (in Chinese) [崔万照、朱长纯、保文星等 2004 物理学报 **53** 3303]
- [12] Ye M Y 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 2568 (in Chinese) [叶美盈 2005 物理学报 **54** 2568]
- [13] Cui W Z, Zhu C C 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 3009 (in Chinese) [崔万照、朱长纯 2005 物理学报 **54** 3009]
- [14] Zhu J B, Liang D L 2000 *Sci. China E* **43** 254
- [15] Xu X Y 2005 *J. Mod. Radar* **27** 53 (in Chinese) [许秀英 2005 现代雷达 **27** 53]
- [16] Yang S Q, Zhang X H 2000 *Acta Phys. Sin.* **49** 636 (in Chinese) [杨绍清、章新华 2000 物理学报 **49** 636]
- [17] Du G, Zhang S H 1998 *J. Radio Sci.* **13** 377 (in Chinese) [杜干、张守宏 1998 电波科学学报 **13** 377]
- [18] Lu Z D, Zhao P 2005 *J. Huazhong Univ. Sci. Tech. (Nature Science Edition)* **33** 25 (in Chinese) [卢正鼎、赵萍 2005 华中科技大学学报(自然科学版) **33** 25]
- [19] Han P, Wu R B, Wang Z H *et al* 2003 *J. Electron. Inform. Techn.* **25** 1297 (in Chinese) [韩萍、吴仁彪、王兆华等 2003 电子与信息学报 **25** 1297]

A novel method of target detection based on the sea clutter^{*}

Jiang Bin Wang Hong-Qiang Li Xiang Guo Gui-Rong

(*Research Institute of Space Electronics Information Technology , National University of Defense Technology , Changsha 410073 , China*)

(Received 19 December 2005 ; revised manuscript received 21 April 2006)

Abstract

Adopting the model of fractional Brownian motion , this paper presents the method of deducing Hurst exponent based on the observed sea clutter of S-band radar. Secondly the prediction technology of chaotic time series is studied based on memory-based predictor. Furthermore , adopting the method of support vector machine classifiers of the improved radial basis kernel function , this paper proposes a novel method of target detection based on the sea clutter. Thirdly , on the basis of observed sea clutter of S-band radar , the fractal dimension and the largest Lyapunov exponent are obtained , which proves its chaos and fractal characteristic. Finally , the computer simulation is carried out and the results prove the effective detection performance and noise tolerance.

Keywords : fractional Brownian motion , fractal dimension , memory-based predictor , support vector machine classifiers

PACC : 0545

^{*} Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60402032).