

DOI: 10.13382/j.jemi.B2105061

# 基于 SSA-SVM 的海杂波背景下小信号检测方法\*

王海峰 行鸿彦 陈梦 陈子正

(南京信息工程大学江苏省气象灾害预报预警与评估协同创新中心 南京 210044)

**摘要:**针对传统检测方法不能有效地从强混沌背景噪声中检测出小信号,本文研究了强杂波背景下小目标检测原理,提出了一种基于 SSA-SVM 的混沌小信号检测方法。利用麻雀搜索算法优化 SVM 惩罚参数  $C$  与核函数参数  $\sigma$  提高预测准确性,从而降低检测门限,提高检测率。在 Lorenz 混沌系统中加入目标信号进行仿真,结果表明:提出的方法能有效地从强混沌背景噪声中检测出小信号,瞬态小信号预测的均方根误差为 0.000 434 3 (信噪比为-137.707 3 dB),比传统 SVM 算法预测信号的均方根误差 0.049 (信噪比为-54.60 dB)降低了两个数量级。利用 IPIX 雷达实测海杂波数据,对所提方法进行实验验证,进一步说明了该方法的有效性。

**关键词:**微弱信号检测;支持向量机;麻雀搜索算法;海杂波

**中图分类号:** TN911.7      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Small signal detection method based on SSA-SVM model in sea clutter

Wang Haifeng Xing Hongyan Chen Meng Chen Zizheng

(Jiangsu Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science &amp; Technology, Nanjing 210044, China)

**Abstract:** In view of the traditional detection methods that cannot effectively detect small signals from the strong chaotic background noise, this paper studies the small target detection principle in the strong clutter background, and proposes a chaotic small signal detection method based on SSA-SVM. The sparrow search algorithm is used to optimize the penalty parameter  $C$  and kernel function parameter  $\sigma$  of SVM to improve the accuracy of prediction, thus reducing the detection threshold and increasing the detection rate. Adding target signals to Lorenz chaotic system for simulation, the results show that the proposed method can effectively detect small signals from strong chaotic background noise, and the root mean square error of prediction of transient small signals is 0.000 434 3 (signal-to-noise ratio is -137.707 3 dB), which is two orders of magnitude lower than the root mean square error of prediction signals of traditional SVM algorithm of 0.049 (signal-to-noise ratio is -54.60 dB). The proposed method is verified experimentally by using the sea clutter data measured by IPIX radar, which further demonstrates the effectiveness of the proposed method.

**Keywords:** weak signal detection; support vector machine; sparrow search algorithm; sea clutter

## 0 引言

海杂波<sup>[1]</sup>一般是指在雷达照射下,海面的后向散射回波。海杂波在海浪、潮汐等多种自然因素的影响下物理机制复杂多变,呈现非高斯、非线性、非平稳的特性。海浪尖峰造成的强回波会严重干扰雷达目标的检测。因

此,研究混沌海杂波背景下的小目标检测方法,对建立海洋安全观测系统具有重要的应用价值。

人们认为海杂波是非高斯的,并使用对数—正态分布、Weibull 分布、K 分布等概率分布模型逼近海杂波,但性能有限<sup>[2]</sup>。随着深入研究,人们发现海杂波存在混沌特性<sup>[3]</sup>。在研究海杂波混沌特性时,确定其嵌入维为 5~9 维。20 世纪 90 年代中期,随着统计学习理论的发展,

收稿日期: 2021-12-27      Received Date: 2021-12-27

\* 基金项目:国家重点研发计划(2021YFE0105500)、国家自然科学基金(62171228)项目资助

支持向量机 (support vector machine, SVM) 理论问世。支持向量机的出现为混沌背景下小目标检测打开了新的思路,受到国内外学者的高度重视。2010年, Xing 等<sup>[4]</sup>在研究复杂非线性系统相空间重构理论时,提出了基于新型 LS-SVM 模型的海杂波背景微弱信号检测方法,提升了预测精度。孙江等<sup>[5]</sup>利用少量重构混沌时间序列并验证其有效性,奠定了在信号检测利用使用相空间重构技术的理论基础。2014年,行鸿彦等<sup>[6]</sup>提出遗传算法优化支持向量机的混沌时间序列预测模型,使用仿真实验以及实测海杂波数据验证了模型的可行性与有效性,其精度和检测效果有了显著提高。2021年,马晨佩等<sup>[7]</sup>利用麻雀搜索算法优化支持向量机对滚动轴承故障进行诊断,结果表明,麻雀搜索算法比传统遗传优化算法、粒子群优化算法的寻有能力明显提升。

在使用支持向量机检测混沌背景中的小信号时,惩罚系数  $C$  和核函数参数  $\sigma$  对检测精度有很大的影响,合理地选择参数可有效提升支持向量机性能。传统寻优算法容易陷入局部最优且收敛速度慢,严重影响检测性能。针对以上问题,本文经研究麻雀搜索算法的参数优化性能,提出一种基于麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA) 优化的支持向量机 (SSA-SVM) 混沌背景下小信号检测方法。使用 Lorenz 混沌系统和 IPIX 实测海杂波数据分别进行实验,通过检测门限和预测精度验证 SSA-SVM 模型检测小目标的可行性与有效性。

## 1 混沌时间序列状态空间重构与支持向量机

### 1.1 混沌时间序列状态空间重构

海杂波具有混沌特性,是混沌时间序列的一种。相空间重构技术是利用混沌时间序列研究复杂未知混沌系统的基础。相空间重构理论认为系统中所有分量的变化和发展是相互制约的,研究一个分量的变化和发展就可以发掘到其他相关分量的信息。于是,取一个分量进行研究并将其固定在某一时间延迟点上作为新的维度,不断不重复便可重构原动力系统模型,从而确定原系统的真实信息。相空间重构技术由 Packard 等提出,并首次证明了原始时间序列的动态特征可以由重构系统恢复。Akens 的嵌入维理论指出,由于系统的全部信息都可以用时间序列来表征,只需要选取合理的嵌入维数  $m$  以及延迟时间  $\tau$ ,即可重构原动力学系统。因此,相空间重构的关键是时间延迟  $\tau$  和嵌入维数  $m$  的求取。嵌入维是混沌吸引子所具有的几何特征,延迟时间是使得两个变量之间特征相互独立的最小值。为了使重构得到的相空间具有混沌特征,嵌入维数达到一定的阈值。在计算时根

据嵌入维数  $m$  和延迟时间  $\tau$  之间是否存在相关性分为两类:第1类是认为嵌入维数  $m$  和延迟时间  $\tau$  存在相关性,计算这两个参数时需要同时确定,主要使用 C-C 法求解;第2类则认为嵌入维数  $m$  和延迟时间  $\tau$  不存在相关性嵌入维数  $m$  和延迟时间  $\tau$  可以分别求解。主要采用 Cao's 方法或者 G-P 法求解嵌入维数  $\tau$ ,主要采用复自相关函数法或者互信息法计算延迟时间。对于一个时间序列  $\{x(i), i=1, 2, 3, \dots, N\}$  的重构空间序列  $X_n(i) = \{x_n(i), x_n(i+\tau), \dots, x_n(i+(m-1)\tau)\} (n=1, 2, \dots, M)$ , 利用关联积分可以求解混沌特征奇异吸引子的关联维数:

$$D = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\lim_{N \rightarrow \infty} C}{\log r} \quad (1)$$

式中:  $C$  为关联积分函数,  $r$  为临界半径。

对每个子列  $x_n(i)$  计算其统计量  $S_i$  后利用统计学原理求出所有序列的平均统计量:

$$S_\omega(t) = \Delta \bar{S}(t) + |\bar{S}(t)| \quad (2)$$

根据关联指数饱和时求得的最小嵌入维和利用统计学原理所求的嵌入延时窗,即可求得延迟时间  $\tau$  和嵌入窗宽  $\tau_\omega$ 。本文利用 C-C 法得到海杂波时间序列的时间延迟  $\tau = 1$ , 嵌入维数  $m = 5$ 。

### 1.2 支持向量机

混沌时间序列经过相空间重构后可以使用支持向量机进行单步预测。支持向量机 (SVM) 的基本模型是定义在特征空间上的间隔最大的线性分类器<sup>[8]</sup>。由于对混沌时间序列预测的问题是是非线性的,因此,可以对其进行非线性变换,转换至高维空间进行线性支持向量学习<sup>[9-10]</sup>。将支持向量机应用于回归问题的求解,其本质是在整个空间内找到一个最优分面,使得样本到分类面的距离都是最小的。对于输入的训练集数据:

$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$  其中  $x_i \in R^n$ ,  $y_i \in R, i = 1, 2, \dots, N$ 。回归估计函数为:

$$y = \omega \theta(x) + b \quad (3)$$

式中:  $\omega$  为超平面权重;  $b$  为函数阈值;  $\theta(x)$  为高维非线性函数。

为了求解支持向量机的参数,可以将其转化为凸优化问题,即:

$$\frac{1}{2} \min \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) - \quad (4)$$

$$\text{s. t. } (\varepsilon + \xi_i) \leq y - \omega \theta(x) - b \leq (\varepsilon + \xi_i)$$

$$\xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

式中:  $C$  为支持向量机的惩罚因子,  $\xi_i, \xi_i^*$  决定了样本的重要性为松弛变量,控制样本点的离群性,其越小越好;  $\varepsilon$  表示损失函数;  $N$  表示样本空间内的样本总数。将拉格朗日乘子法应用在式(4)、(5)凸优化问题便被转化为等价对偶问题,空间的样本集合  $T = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2,$

...,  $N\}$ , 则有:

$$\begin{cases} \max L = \frac{-1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^N (\alpha_i - \alpha'_i)(\alpha_m - \alpha'_m) K(x_i, x) + \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i (y_i - \varepsilon) - \alpha'_i (y_i + \varepsilon) \\ \text{s. t. } \sum_{m=1}^N (\alpha_i - \alpha'_i) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $i = 1, 2, \dots, N, m = 1, 2, \dots, N, \alpha_i, \alpha'_i, \alpha_m, \alpha'_m$  为拉格朗日算子;  $K(x_i, x)$  为核函数, 此处选取 RBF 核函数  $K(x_i, x) = \exp(-\|x_i - x\|^2 / \sigma^2)$  利用支持向量回归机可将混沌时间序列的回归方程表示为:

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha'_i) K(x_i, x) + b \quad (7)$$

惩罚系数  $C$  可以表征模型泛化能力, 核函数参数  $\sigma$  反映训练数据分布特性。适当的参数可以是其获得更好的效果。为了提高海杂波预测的准确度, 本文使用麻雀搜索算法获得  $C$  与  $\sigma$  的最佳值。

## 2 基于 SSA-SVM 的混沌海杂波背景下小信号检测方法

### 2.1 麻雀搜索算法

在使用支持向量机检测混沌背景中小信号时, 惩罚系数  $C$  与核函数参数  $\sigma$  对预测精度和检测能力起决定作用<sup>[11-13]</sup>。为了提高检测效果, 一般采用优化算法对, 惩罚系数  $C$  与核函数参数  $\sigma$  进行优化<sup>[14-15]</sup>。传统优化算法如免疫算法、萤火虫算法等寻优效果有限<sup>[16]</sup>, 本文使用麻雀搜索算法对 SVM 的惩罚系数  $C$  以及核函数  $\sigma$  进行优化。麻雀搜索算法是薛建凯等受麻雀的觅食行为和反捕食行为所启, 于 2020 年提出的一种新的群智能优化算法, 具有寻优能力强、收敛速度快等优点<sup>[17-20]</sup>。麻雀搜索算法可以用下列数学模型来表示:

使用式(8)来表示假设的麻雀种群:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^d \\ x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^d \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_n^1 & x_n^2 & \cdots & x_n^d \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中:  $n$  表示麻雀的数量;  $d$  表示需要优化的变量的维数。

麻雀的适应度值使用向量(9)来表示:

$$\mathbf{F}_x = \begin{bmatrix} f([x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d}]) \\ f([x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d}]) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f([x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d}]) \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{F}_x$  中每行  $f$  的值表示每个个体的适应度值。

在搜索的过程中, 麻雀获得食物的顺序与其适应高低相关, 优先获得食物的麻雀拥有较高的适应度。麻雀种群的领导者被称之为探索者, 探索者负责搜索食物, 并且为种群中其他麻雀提供搜索食物的方向, 因此其拥有最大的搜索食物的范围。

当麻雀种群处于安全区域时, 探索者的搜索方向是任意的。一旦种群周围出现了捕食者, 探索者会领导追随者向远离捕食者的方向移动。

探索者的位置更新公式(10)如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot \text{iter}_{\max}}\right), R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + Q \cdot \mathbf{L}, R_2 \geq ST \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $t$  表示当前的迭代次数;  $\text{iter}_{\max}$  表示最大迭代次数;  $X_{i,j}$  表示第  $i$  个麻雀在第  $j$  维的位置信息;  $\alpha$  是一个随机数且  $\alpha \in (0, 1]$ ;  $R_2$  表示预警值  $R_2 \in [0, 1]$ ;  $ST$  表示安全值;  $Q$  是一个随机数, 其服从正态分布;  $\mathbf{L}$  是一个所有元素均为 1 的  $1 \times d$  矩阵。当  $R_2 \geq ST$  时则表明所处区域存在危险, 有捕食者存在; 反之, 则表明所处区域是安全的没有捕食者的存在。

在全部麻雀种群中, 探索者和追随者的比例是固定不变的, 如果追随者能够找到更好的食物, 它就可以变为探索者, 反之同理。由于在麻雀种群中只有探索者拥有更好的觅食环境与更大的觅食范围, 追随者为了获取更好的食物便会时刻观察探索者的情况, 并与其争夺食物, 如果追随者抢夺成功, 他们就会获得探索者的食物而不是去更远的地方搜索食物。追随者位置更新式(11)如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}} - X_{i,j}^t}{i^2}\right), i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j} - X_p^{t+1}| \cdot \mathbf{A}^+, i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $X_{\text{worst}}$  表示全局最差位置;  $X_p$  表示当前发现者中最佳的位置;  $\mathbf{A}$  是一个元素只有 1 与 -1 的  $1 \times d$  维矩阵, 且;  $n$  表示麻雀总数。

当  $i > \frac{n}{2}$  时表示第  $i$  追随者的适应度较低并没有获取食物, 需要飞往其他方向觅食。

警戒者是随机产生的, 因此他们的位置也是随机的, 警戒者的数量一般设置为整个麻雀种群数量的 10% ~ 20%, 当警惕者发现周围存在捕食者时, 外围的麻雀将快速的飞向安全的地方, 以获得更优的搜索环境。内部的麻雀将在安全区域移动, 以减少被捕食者捕食的概率。警惕者的位置更新式(12)如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{best}^t|, f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left( \frac{|X_{i,j}^t - X_{worst}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right), f_i = f_g \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $X_{best}$  表示当前全局最优位置;  $\beta$  表示步长并且服从正态分布;  $K$  是一个随机数  $K \in [-1; 1]$ ;  $f_i$  表示当前麻雀个体的适应度值;  $f_g$  表示当前全局最优适应度值;  $f_w$  表示当前全局最差适应度值;  $\varepsilon$  是一个用来避免分母出现 0 的常数。当  $f_i > f_g$  时, 意味着外围麻雀发现了捕食者; 反之, 则表示里面麻雀发现了捕食者。

### 2.2 基于 SSA-SVM 的混沌海杂波背景下小信号检测流程

利用纯海杂波具有混沌特性, 将其进行相空间重构后使用支持向量机进行短期预测。当海杂波含有小目标回波时, 小目标回波会改变海杂波的原始混沌特性, 从而导致较大预测误差, 脉冲信号的误差会直接体现在幅度特性上, 而周期信号由于其幅值不断变化导致预测误差的幅值也周期性的改变, 从而无法在幅度特性上体现, 但是可以通过检测其频谱上是否存在异常频率成分来判断是否存在周期小目标。因此, 可以通过预测误差来判断待测回波中是否存在小目标。为了提高模型的检测信号能力, 和预测精度, 需要利用麻雀搜索算法对支持向量机参数进行优化。将预测的均方误差作为麻雀个体的适应度, 通过麻雀种群的觅食行为寻找最优参数。

基于 SSA-SVM 的混沌海杂波背景下小信号检测方法如下:

1) 将海杂波数据分成训练集和测试集, 使用时间延迟  $\tau = 1$ , 嵌入维数  $m = 5$  对其进行相空间重构。

2) 将相空间重构后的海杂波数据进行归一化处理, 并将其作为特征向量输入到支持向量机进行单步预测。

3) 利用麻雀搜索算法获得最佳参数。首先, 设置麻雀搜索算法中的麻雀种群所拥有的麻雀总数  $n$ , 最大迭代次数  $iter_{max}$ , 发现者与追随者的占麻雀总数的比例, 设置支持向量机参数  $C, \sigma$  的取值范围; 将预测结果的均方根误差设置为麻雀个体的适应度, 并根据式(9)计算每个麻雀的适应度值并排序确定麻雀种群, 然后根据位置更新公式(10)~(12)更新 3 类麻雀位置并计算新的适应度同时与更新前的适应度对比, 保留更优的适应度继续进行更新, 直到最大迭代次数  $iter_{max}$ 。最终得到的最优适应度  $X_{best}$  位置就是 SVM 的参数  $C$  和  $\sigma$ 。

4) 将预测的结果与原信号相减获得预测误差并进行傅里叶变换, 若预测误差存在尖峰则存在瞬态小目标, 若预测误差的频谱存在尖峰则存在周期小目标。其总体流程示意图如图 1 所示。

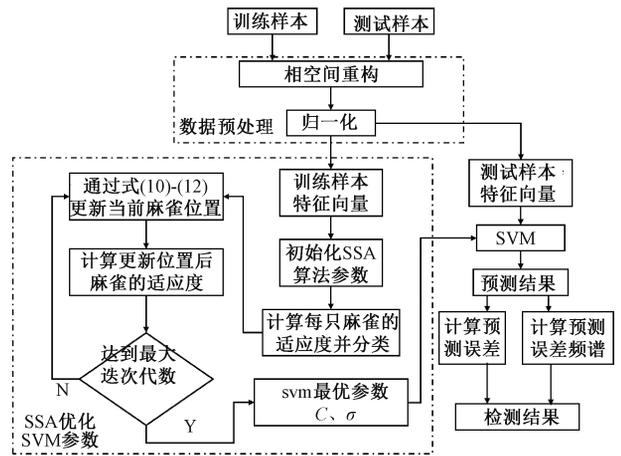


图 1 基于 SSA-SVM 的海杂波背景下小信号检测方法

Fig. 1 Small signal detection method based on SSA-SVM model in chaotic sea clutter

### 3 混沌海杂波背景下小目标检测仿真

为了验证 SSA-SVM 预测模型可行与有效性, 设计 3 个仿真实验。实验 1 与实验 2 分别将瞬态小信号与周期小信号叠加到 Lorenz 混沌背景噪声中, 实验 3 采用 IPIX 雷达实测海杂波数据。

#### 3.1 实验 1

1963 年, Lorenz 发现首个混沌吸引子。随着研究的深入, 对混沌特性的理解更加清晰。Lorenz 系统由以下迭代方程产生:

$$\begin{cases} \dot{x} = -a(x - y) \\ \dot{y} = -xz + bx - y \\ \dot{z} = xy - cz \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $a = 10, b = 8, c = 8/3$ , 初始条件  $x = 8, y = 5, z = 10$ , 采用步长为 0.01 的龙格库塔法求解该方程, 取系统进入混沌状态后的部分采用 C-C 法(嵌入维数为 5, 时间延迟为 1)进行相空间重构, 选取 2 000 个点作为仿真实验的数据集, 按照 3 : 2 的比例划分数据集。前 1 200 点用于训练, 在剩余部分的第 451 ~ 500 点处叠加幅值为 0.000 04 的矩形信号用于预测 ( $SNR = 137.707 3$  dB)。经相空间重构和归一化后, 使用 SSA-SVM 进行单步预测。预测结果如图 2 所示, 其均方根误差 (RMSE) 为 0.000 434。经过麻雀搜寻算法优化的支持向量机参数:  $C = 29.976 5, \sigma = 0.133$ 。

从图 3 中可以看到, 预测结果在 451 ~ 500 处有较大误差, 这是因为预测集在 451 ~ 500 处叠加了幅值为 0.000 04 的瞬态小信号, 因此可以得出在此处存在小目标, 验证了模型的可行性。根据观测序列的信噪比以及预测误差来反应模型的检测能力, SSA-SVM 与其他模型检测能力如表 1 所示。

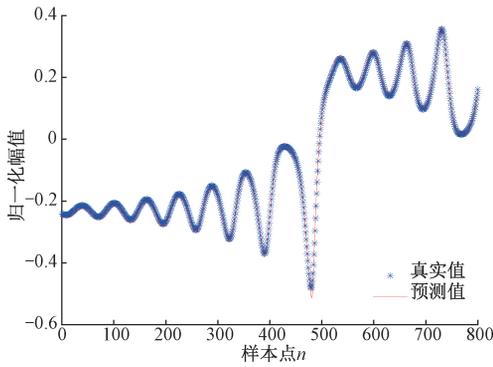


图 2 含瞬态小信号的预测值与真实值

Fig. 2 Real and predicted values of transient small signal

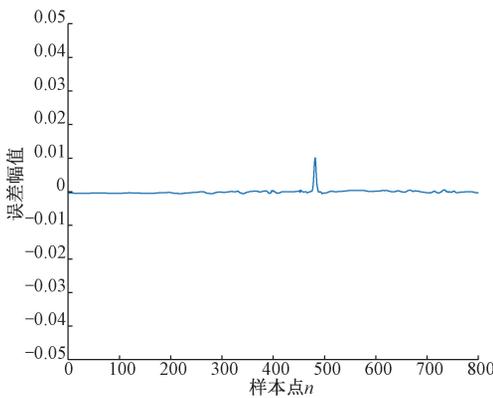


图 3 包含瞬态小信号预测误差

Fig. 3 Prediction error with transient signal

表 1 混沌预测模型性能对比

Table 1 The performance comparison of chaotic prediction model

模型	SNR/dB	RMSE
SSA-SVM	-137.707 3	0.000 434
GA-SVM	-89.770 4	0.005 0
对偶约束	-77.33	0.008 0
LS-SVM	-62.82	0.022 0
SVM	-54.60	0.049 0
RBF 神经网络	-30.20	0.058 0

由表 1 可以看出 SSA-SVM 在信噪比为 -133.707 3 dB 时均方根误差为 0.000 434, 与 GA-SVM 相比有所提升, 且检测门限大大降低, 与其他算法相比性能提升显著。

### 3.2 实验 2

本实验为周期信号实验, 实验步骤与上述实验相同, 只是将叠加的瞬态信号变为周期信号  $s(n) = 0.000 24\sin(2\pi fn)$ , 设置频率  $f$  为 0.025, 信噪比为 -90.622 5 dB, 使用使用麻雀搜索算法的到的优化参数

$C = 31.203 2, \sigma = 0.086$ , 预测结果如图 4, 预测误差如图 5 所示。

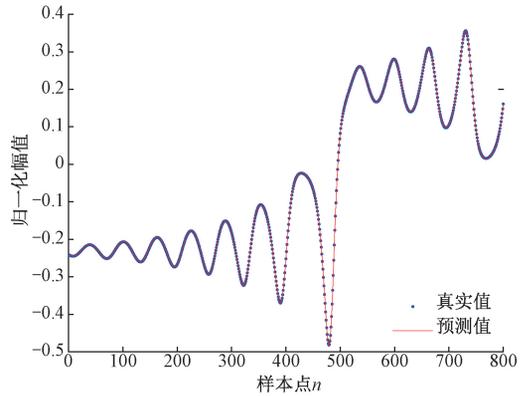


图 4 含周期信号的真实值和预测值

Fig. 4 Real and predicted values of transient periodic signal

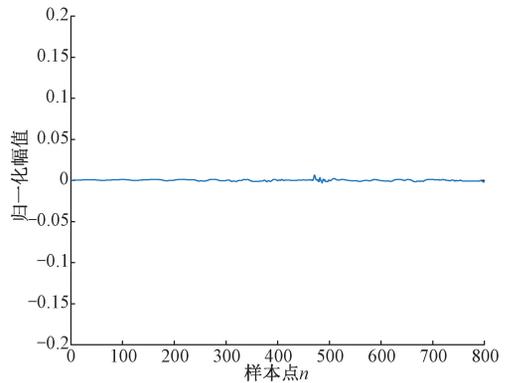


图 5 含周期信号预测误差

Fig. 5 Prediction error with periodic signal

预测误差与周期信号  $s(n)$  组成了总体的预测误差。因此, 如果能从预测误差中检测到周期信号, 那么就表明原观测序列存在周期信号。因此, 如果能从

预测误差中检测到周期信号, 那么就表明原观测序列存在周期信号。于是, 对误差序列做傅里叶变换, 得到误差频谱如图 6 所示, 可以看到误差频谱在 0.025 出现明显峰值。

得到的预测结果的均方根误差 (RESM) 为 0.000 9。SVR 的 -89.65 dB 的检测门限与  $RMSE = 0.022$  以及神经网络的 -62.85 dB 检测门限与  $RMSE = 0.182 4$  均有很大提升。

### 3.3 实验 3

本实验采用实测海杂波数据, 实测数来自加拿大 McMaster 大学 Haykin 教授团队于 1993 年在加拿大东海岸使用 IPIX (intelligent pixelprocessing X-band) 雷达采集的海杂波数据。IPIX 雷达工作频率为 9.3 GHz, 脉冲重复频率为 1 kHz, 分辨率 30 m。待检测目标是一个用铝

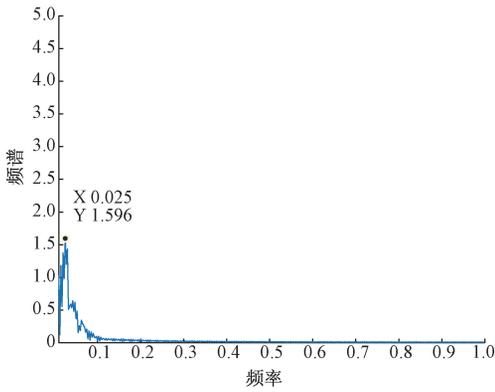


图6 含周期信号预测误差序列频谱

Fig. 6 Prediction error spectrum with periodic signal

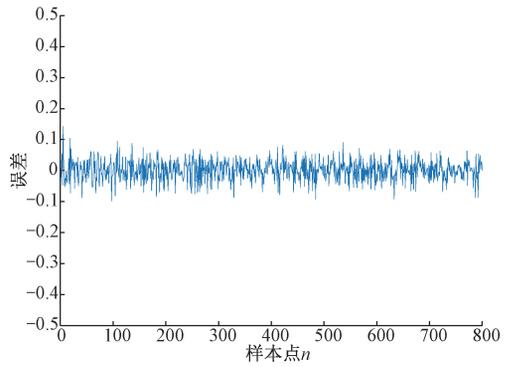


图8 不含小目标海杂波预测误差

Fig. 8 Prediction error with no small target measured sea clutter

丝包裹漂浮圆球,其直径为 1 m。

第 1 步先选取 1 800 点不含小目标数据,其中前 1 000 点作为训练集,剩下部分作为预测样本,经相空间重构后使用模型进行预测,经 SSA 优化得到支持向量机参数  $C=85.5096$ ,  $\sigma=0.201$ ,均方误差为 0.001 194 71,预测结果如图 7 所示,预测误差由图 8 所示。SSA-SVM 较 GA-SVM 均方误差 0.001 206 98,有所提升,较 LS-SVM 均方误差 0.013 7 有显著提升。

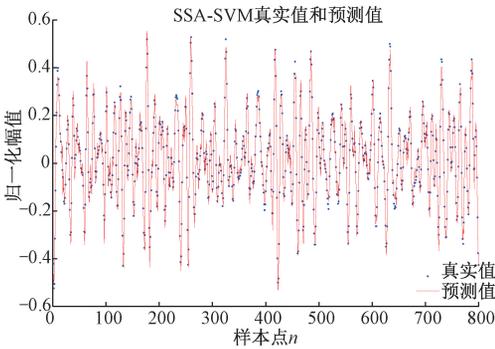


图7 不含小目标实测海杂波真实值与预测值

Fig. 7 Real and predicted values of no small target measured sea clutter

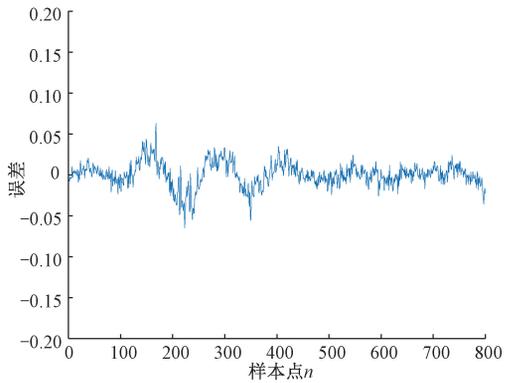


图9 含小目标海杂波预测误差

Fig. 9 Prediction error with small target measured sea clutter

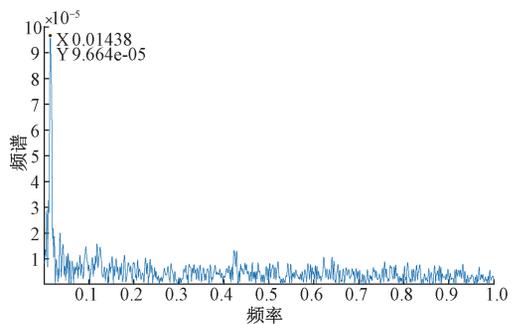


图10 有目标海杂波预测误差频谱

Fig. 10 Prediction error spectrum with small target measured sea clutter

第 2 步采用 IPIX 雷达 54#海杂波第 8 距离门数据进行实验。该距离门数据为有小目标数据,同样选取 1 800 点数据进行实验,其中前 1 000 点作为训练集,剩余部分作为预测样本,进行相空间重构并使用 SSA-SVM 进行预测,得到最优  $C=75.1388$ ,  $\sigma=0.089$ ,预测结果的均方误差为 0.000 229 711,预测误差如图 9 所示。与实验 2 相同,对预测误差进行傅里叶变换,得到误差序列的频谱如图 10 所示。可以发现其预测误差存在明显波动且在归一化频率为 0.014 38 处出现明显尖峰,说明海杂波背景噪声中存在小目标的微弱信号。

### 4 结 论

针对传统检测方法不能有效地从强混沌背景噪声中检测出小信号,本文研究了麻雀搜索算法和混沌相空间重构理论,提出了一种基于麻雀搜索算法优化支持向量机的混沌背景下微弱信号检测方法。由于支持向量机中

惩罚系数  $C$  表征对误差的宽容度,将会影响模型的泛化能力,核参数  $\sigma$  决定支持向量的多少,影响模型的训练与预测速度,选取合适的参数对模型来十分重要。本文采用 SSA 进行参数选择,该方法具有超强的全局搜索能力以及较短的寻有时间。SSA-SVM 模型可以在信噪比达  $-137.7073$  dB 时利用预测误差的时域特性有效的从混沌背景中检测瞬态小信号,利用误差的频谱可以检测出周期小信号的存在;在实测海杂波背景下也可检测出小信号,验证了算法的有效性。因此,SSA-SVM 可以有效的检测出混沌噪声背景中的微弱信号,且相较于常规的支持向量机以及其他的神经网络模型,可以明显降低检测门限,在极低的信噪比下也可以检测小目标。

### 参考文献

- [ 1 ] 阎妍,行鸿彦. 基于小波包多阈值处理的海杂波去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(8): 172-178.  
YAN Y, XING H Y. Sea clutter de-noising based on wavelet packet multi-threshold method [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(8): 172-178.
- [ 2 ] 丁昊,董云龙,刘宁波,等. 海杂波特性认知研究与展望[J]. 雷达学报, 2016, 5(5): 499-516.  
DING H, DONG Y L, LIU N B, et al. Overview and prospects of research on sea clutter property cognition[J]. Journal of Radars, 2016, 5(5): 499-516.
- [ 3 ] 陈伟,吕文华,行鸿彦. 基于蜂群算法优化向量机的微弱信号检测方法[J]. 探测与控制学报, 2018, 40(1): 5-10.  
CHEN W, LYU W H, XING H Y. Weak signal detection method based on support vector machine optimized by bee colony algorithm [J]. Journal of Detection & Control, 2018, 40(1): 5-10.
- [ 4 ] XING H Y, JIN T L. Weak signal estimation in chaotic clutter using wavelet analysis and symmetric LS-SVM regression [J]. Acta Physica Sinica, 2010 ( 59 ) : 140-146.
- [ 5 ] 孙江,行鸿彦,吴佳佳. 基于 IA-SVM 模型的混沌小信号检测方法[J]. 探测与控制学报, 2020, 42(3): 119-125.  
SU J, XING H Y, WU J J. Chaotic small signal detection method based on IA-SVM model[J]. Journal of Detection & Control, 2020, 42(3): 119-125.
- [ 6 ] 行鸿彦,朱清清,徐伟. 一种混沌海杂波背景下的微弱信号检测方法[J]. 物理学报, 2014, 63(10): 45-51.  
XING H Y, ZHU Q Q, XU W. A method of weak target detection based on the sea clutter [J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(10): 45-51.
- [ 7 ] 马晨佩,李明辉,巩强令,等. 基于麻雀搜索算法优化支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(10): 4025-4029.  
MA CH P, LI M H, GONG Q L, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on sparrow search algorithm optimized support vector machine [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(10): 4025-4029.
- [ 8 ] 宫文峰,陈辉,张美玲,等. 基于深度学习的电机轴承微小故障智能诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 195-205.  
GONG W F, CHEN H, ZHANG M L, et al. Intelligent diagnosis method for incipient fault of motor bearing based on deep learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 195-205.
- [ 9 ] 殷礼胜,唐圣期,李胜,等. 基于 EEMD-IPSO-LSSVM 的交通流组合预测模型[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(12): 126-133.  
YIN L SH, TANG SH Q, LI SH, et al. Combined model based on EEMD-IPSO-LSSVM for short-term flow traffic prediction [J]. Science Technology and Engineering, 2019, 33(12): 126-133.
- [ 10 ] 李黄曼,张勇,张瑶. 基于 ISSA 优化 SVM 的变压器故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 123-129.  
LI H M, ZHANG Y, ZHANG Y. Research on transformer fault diagnosis based on ISSA optimized SVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3): 123-129.
- [ 11 ] 郭华伟,杨慧娟. 基于 PSO-SVM 的体育成绩预测模型[J]. 电子测量技术, 2020, 43(17): 87-91.  
GUO H W, YANG H J. Sports performance prediction model based on PSO-SVM [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(17): 87-91.
- [ 12 ] 刁宁昆,马怀祥,王金师,等. 基于 MPE 与 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2021, 44(21): 44-48.  
DIAO N K, MA H X, WANG J SH, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on MPE and PSO-SVM [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(21): 44-48.
- [ 13 ] 段儒杰,行鸿彦,陈子正,等. 基于被动音频的低小慢目标探测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 41-47.  
DUAN R J, XING H Y, CHEN Z ZH, et al. Detection method of low slow and small target based on passive audio [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(10): 41-47.
- [ 14 ] 胡璇,李春,叶柯华. 灰狼算法优化支持向量机在风力

机齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 机械强度, 2021, 43(5):1026-1034.

HU X, LI CH, YE K H. Application of gwo-svm in wind turbine gearbox fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Strength, 2021, 43(5):1026-1034.

- [15] 赵国社, 黄丹璐, 赵鑫. 基于 RCMDE 和 GA-SVM 的矿用滚动轴承故障诊断[J]. 煤炭技术, 2021, 40(10): 221-223.

ZHAO G SH, HUANG D L, ZHAO X. Mine rolling bearing fault diagnosis based on RCMDE and GA-SVM[J]. Coal Technology, 2021, 40(10):221-223.

- [16] 杨晓敏. 改进灰狼算法优化支持向量机的网络流量预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3):211-217.

YANG X M. Study of transformer fault diagnosis based on improved sparrow search algorithm optimized support vector machine[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3):211-217.

- [17] 魏鹏飞, 樊小朝, 史瑞静, 等. 基于改进麻雀搜索算法优化支持向量机的短期光伏发电功率预测[J]. 热力发电, 2021, 50(12):74-79.

WEI P F, FAN X CH, SHI R J, et al. Short-term photovoltaic power generation forecast based on improved sparrow search algorithm optimized support vector machine[J]. Thermal Power Generation, 2021, 50(12):74-79.

- [18] 李鹏, 丁倩雯. 基于麻雀算法优化的 OSTU 分割算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(19):148-154.

LI P, DING Q W. OSTU segmentation algorithm based on sparrow algorithm optimization [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(19):148-154.

- [19] 戈一航, 杨光永, 徐天奇, 等. 基于 SSA 优化 PID 在移动机器人路径跟踪中的研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(9):64-69.

GE Y H, YANG G Y, XU T Q, et al. Research on optimized PID based on SSA in path tracking of mobile robot[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40(9):64-69.

- [20] 赵普凡, 王伟. 基于动态路径规划的车载自组织网络贪婪路由协议[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(11): 46-51.

ZHAO P F, WANG F. Greedy routing protocol for vehicle self-organizing network based on dynamic path planning [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(11):46-51.

## 作者简介



**王海峰**, 2020 年于南京信息工程大学获得学士学位, 现为南京信息工程大学研究生, 主要研究方向为微弱信号检测。

E-mail:wanghf1997@qq.com

**Wang Haifeng** received his B. Sc. degree from Nanjing University of Information Science & Technology in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Nanjing University of Information Science & Technology. His main research interest includes weak signal detection.



**行鸿彦**(通信作者), 1983 年于太原理工大学获得学士学位, 1990 年于吉林大学获得硕士学位, 2003 年于西安交通大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为气象仪器设计与计量, 信号检测与处理等。

E-mail:xinghy@nuist.edu.cn

**Xing Hongyan** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 1983, M. Sc. degree from Jilin University in 1990 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2003. Now, he is a professor and Ph. D. supervisor in Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interests include design and metering of meteorological instruments, and signal detection and processing etc.



**陈梦**, 2020 年于淮阴师范学院获得学士学位, 现为南京信息工程大学研究生, 主要研究方向为时间延迟估计、信号处理。

E-mail:2630255937@qq.com

**Chen Meng** received her B. Sc. degree from Huaiyin Normal University in 2020. Now she is M. Sc. candidate at Nanjing University of Information Science & Technology. Her main research interests include time delay estimation and signal processing.



**陈子正**, 2019 年于东南大学成贤学院获得学士学位, 现为南京信息工程大学硕士研究生, 主要研究方向为仪器仪表技术、信号检测与处理。

**Chen Zizheng** received his B. Sc. degree from Southeast University Chengxian College in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Nanjing University of Information Science & Technology. His main research interests include instrumentation, signal detection and processing.