

混沌海杂波背景下的微弱信号检测混合算法

行鸿彦 张强 徐伟

Hybrid algorithm for weak signal detection in chaotic sea clutter

Xing Hong-Yan Zhang Qiang Xu Wei

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 040506 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.040506

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.040506>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I4>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于线性矩阵不等式的一类新羽翼倍增混沌分析与控制

[Analysis on a class of double-wing chaotic system and its control via linear matrix inequality](#)

物理学报.2014, 63(21): 210502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.210502>

自然循环流动不稳定性的多目标优化极限学习机预测方法

[Prediction method of flow instability based on multi-objective optimized extreme learning machine](#)

物理学报.2014, 63(20): 200505 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.200505>

基于不确定性变时滞分数阶超混沌系统的滑模自适应鲁棒的同步控制

[Synchronizing a class of uncertain and variable time-delay fractional-order hyper-chaotic systems by adaptive sliding robust mode control](#)

物理学报.2014, 63(16): 160507 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.160507>

一种混沌海杂波背景下的微弱信号检测方法

[A method of weak target detection based on the sea clutter](#)

物理学报.2014, 63(10): 100505 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.100505>

基于多变量混沌时间序列的煤矿斜井 TBM 施工动态风险预测

[Risk analysis on long inclined-shaft construction in coalmine by TBM techniques based on multiple variables chaotic time series](#)

物理学报.2014, 63(9): 090505 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.090505>

## 混沌海杂波背景下的微弱信号检测混合算法\*

行鸿彦† 张强 徐伟

(南京信息工程大学, 气象灾害预报预警与评估协同创新中心, 江苏省气象探测与信息处理重点实验室, 南京 210044)

(2014年8月7日收到; 2014年9月28日收到修改稿)

基于经验模态分解理论, 提出了一种基于粒子群算法的支持向量机预测方法. 采用总体平均经验模式分解法将混沌信号分解为若干固有模态函数和趋势分量, 将复杂的非线性信号转化为具有不同尺度特征的平稳分量. 利用粒子群算法对支持向量机的惩罚系数和核函数进行优化, 结合支持向量机建立混沌序列的单步预测模型. 从预测误差中检测淹没在混沌背景中的微弱信号(包括瞬态信号和周期信号). 对Lorenz系统和实测IPIX雷达数据进行仿真实验, 结果表明, 该方法能够有效地从混沌背景噪声中检测出微弱目标信号, Lorenz系统得到的均方根误差0.000000339 (-102.8225 dB时)比传统支持向量机方法的均方根误差0.049 (-54.60 dB时)降低了5个数量级, 从海杂波中检测出具有谐波特性的微弱信号, 表明预测模型具有更低的门限和误差.

**关键词:** 粒子群算法, 支持向量机, 混沌海杂波, 微弱信号检测

**PACS:** 05.45.Pq

**DOI:** 10.7498/aps.64.040506

## 1 引言

混沌是由非线性确定系统产生的不规则运动, 广泛地存在于气象、水文、通信等多个领域<sup>[1-3]</sup>, 如雷达海杂波和心电信号等. 海杂波指的是雷达照射海面后散射的回波, 在传统的处理方法中, 海杂波常常被当作噪声而滤除, 但随着海浪内部机理研究的发展, 发现海杂波具有混沌特征<sup>[4,5]</sup>. 实验表明, 海杂波的产生受到海浪、海风、潮汐等复杂环境影响, 对海雷达探测到的数据具有类似噪声特点, 因此, 海杂波背景下的微弱信号检测问题一直是研究的热点之一.

近年来, 一些学者<sup>[6-8]</sup>采用小波分解与重构的时间序列模型, 对混沌信号进行预测, 但不同的小波函数得到的效果不一致, 不具备普适性. 1998年Huang<sup>[9]</sup>提出的经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)法不需要预先设定基函数,

可根据信号自身的特征进行平稳化处理, 将复杂的混沌系统转化为不同幅频特性的分量, 特别适用于非线性非平稳信号的处理.

由于混沌信号类似噪声的特征, 而传统统计方法大多基于随机理论, 不能体现混沌信号的内在物理特性. 1995年, Cortes和Vapnik<sup>[10]</sup>通过多年严格的数学理论研究, 提出了支持向量机(support vector machine, SVM), 其在小样本情况下可最大限度地提高预报的可靠性, 给混沌背景中的微弱目标检测提供了新思路.

国外方面, Brix和Pipenberg<sup>[11]</sup>于1992年利用混沌振子检测淹没在白噪声中的信号. 1995年, Haykin和Li<sup>[4]</sup>结合混沌背景的先验知识, 利用神经网络构建了非线性预测模型, 从预测误差中检测到了信号. 1998年, Leung<sup>[12]</sup>结合混沌系统对噪声的免疫力及对微弱信号的敏感性, 利用混沌向周期态的相变实现了强噪声背景下的微弱信号检测.

\* 国家自然科学基金(批准号: 61072133)、江苏普通高校研究生实践创新计划(批准号: SJZZ\_0112)、江苏省产学研联合创新资金计划(批准号: BY2013007-02, BY2011112)、江苏省高校科研成果产业化推进项目(批准号: JHB2011-15)、江苏省“信息与通信工程”优势学科和江苏省“六大人才高峰”计划资助的课题.

† 通信作者. E-mail: xinghy@nuist.edu.cn

在国内, 2005年, 崔万照等<sup>[13]</sup>结合相空间理论和SVM对混沌时间序列进行了预测, 证明了该方法的有效性. 2006年, 高飞和童恒庆<sup>[14]</sup>采用粒子群算法对带有噪声的Lorenz混沌系统参数进行估计, 在较为准确的估计的基础上抑制了噪声. 从2007年开始, 我们利用神经网络、SVM等方法检测混沌背景噪声中的瞬态信号和周期信号, 通过相空间重构、嵌入窗等途径提高检测模型的精度<sup>[15-17]</sup>. 如何克服原有模型的局限, 进一步提高预测精度和泛化效果, 是当前研究的重点.

本文结合EMD理论, 研究基于粒子群算法的SVM(PSO-SVM)在混沌背景下的微弱信号检测, 采用改进的EMD法分解混沌信号得到输入矩阵, 利用粒子群优化(PSO)算法优化SVM参数. 以Lorenz和海杂波数据进行仿真实验, 并与其他方法进行对比分析.

## 2 EMD理论和SVM算法

### 2.1 EMD理论

EMD能够将复杂信号序列分解为有限简单的固有模式函数(intrinsic mode function, IMF), 这些IMF分量具有不同的尺度特征, 满足以下两个条件<sup>[9]</sup>:

- 1) 局部极大值和极小值的点数与零点个数相等或相差1, 即信号升降必然经过坐标轴;
- 2) 任何时间点, 上下两条包络线的均值接近于零, 即IMF分量具有良好的对称性, 类似于正弦波, 但其周期和振幅并不固定.

图1为EMD的具体分解步骤, 各个IMF分量 $c_i(t)$ 则表征了信号从高频到低频的分布, 单调的 $r_i(t)$ 为残余项, 代表了信号中的平均趋势.

若信号中存在异常数据, 会影响插值拟合的效果, 得到的IMF分量就包含了信号的固有模式和异常事件或相邻特征时间尺度的特征, 从而产生了模式混叠现象<sup>[18]</sup>. 2008年, Wu和Huang<sup>[19]</sup>提出了改进后的总体平均经验模态分解(ensemble EMD, EEMD)方法, 结合高斯白噪声的统计特性, 通过增强信号连续性来减弱模式混叠的影响, 更好地还原信号分量的幅频特性. EEMD在原始信号中引入正态分布的白噪声信号, 进行多次EMD试验, 通过统计平均的方法消除模式混叠问题.

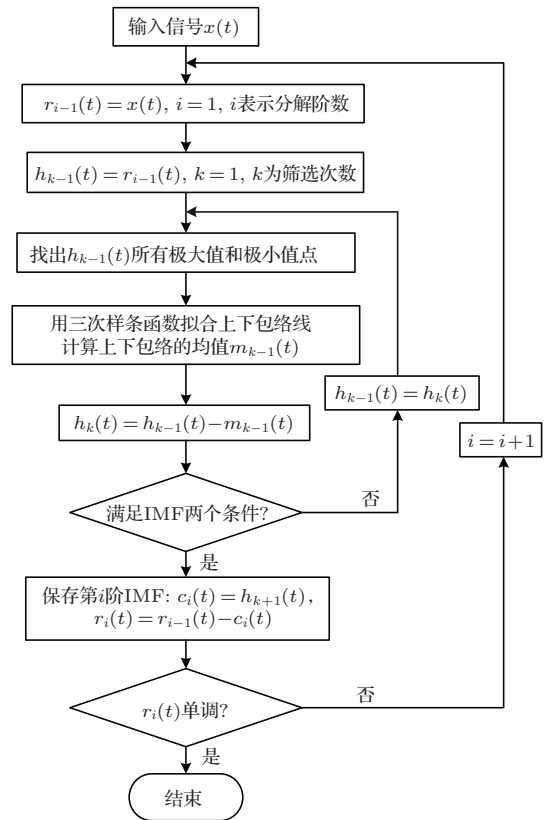


图1 EMD的分解流程

### 2.2 SVM算法

SVM<sup>[20]</sup>是一种基于Vapnik-Chervonenkis维和结构风险最小化原理的数据挖掘方法, 其原理为找到一个满足分类要求的最优分类超平面, 将低维特征空间的非线性问题转化高维特征空间的线性回归问题, 得到回归函数

$$f(x) = w \cdot \varphi(x) + b, \quad (1)$$

其中,  $\varphi$ 为非线性映射,  $b$ 为阈值. 结合Vapnik结构风险最小化原则, 考虑到函数的复杂度和拟合误差, 引入风险函数 $R(w)$ , 将其转化为最小化泛函

$$\min R(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*), \quad (2)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} y_i - w\varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i, \\ w\varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*, \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $\|w\|^2$ 描述线性函数的复杂度;  $c > 0$ 为惩罚系数;  $\xi_i, \xi_i^*$ 是松弛变量;  $\varepsilon$ 为不敏感系数.

为了解决上述二次规划问题, 引入拉格朗日函数转化成对偶问题, 设 $a_i, a_i^*$ 为拉格朗日乘子和对

偶变量, 相应的拉格朗日函数为

$$L(w, b, \xi, a) = R - \sum_{i=1}^n a_i (w^T \cdot \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i). \quad (4)$$

利用满足 Mercer 条件<sup>[20]</sup> (Mercer condition) 的核函数  $K(x, x_i)$ , 将低维非线性回归转化成高维线性回归问题, 得到了最终决策函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) K(x, x_i) + b. \quad (5)$$

### 3 粒子群优化SVM

泛化能力是衡量预测模型的关键指标, SVM 的泛化性能主要与惩罚系数  $C$  和核函数参数  $\sigma$  有关, 目前比较常用的有爬山法<sup>[21]</sup>、遗传算法等<sup>[22]</sup>. 爬山法精度较高, 但是易于陷入局部极小. 遗传算法属于进化算法的一种, 利用选择、交叉和变异三个算子寻优, 但遗传算法的编解码比较复杂, 三个算子涉及的参数大部分依靠经验而定. 1995年, Eberhart 和 Kennedy<sup>[23]</sup> 提出了 PSO 算法, 抛弃了遗传算法的“交叉”和“变异”步骤, 通过追随当前搜索到的最优值来寻找全局最优, 具有精度高、收敛快等特点.

#### 3.1 群寻优过程

粒子群初始化为一群随机粒子, 通过迭代查找最优解. 每次迭代中, 粒子通过跟踪两个极值来更新自身: 一个为粒子本身所找到的最优解, 这个解为个体极值; 另一个极值是整个种群目前找到的最优解, 这个极值是全局极值.

假设在一个  $D$  维的目标搜索空间中, 有  $N$  个粒子组成一个群落, 其中第  $i$  个粒子表示为一个  $D$  维的向量

$$\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}) \quad (i = 1, 2, \dots, N), \quad (6)$$

第  $i$  个粒子的“飞行”速度也是一个  $D$  维的向量, 记为

$$\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}) \quad (i = 1, 2, \dots, N), \quad (7)$$

第  $i$  个粒子迄今为止搜索到的最优位置称为个体极值, 记为

$$p_{\text{best}} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}) \quad (i = 1, 2, \dots, N), \quad (8)$$

整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置为全局极值, 记为

$$g_{\text{best}} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}). \quad (9)$$

当找到这两个最优值时, 粒子根据下式来更新自己的速度和位置, 即

$$v_{id} = wv_{id} + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}), \quad (10)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id}, \quad (11)$$

其中,  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子, 也称加速常数;  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0, 1]$  范围内的均匀随机数. 根据经验, 通常  $c_1 = c_2 = 2$ ,  $i = 1, 2, \dots, D$ . 但有研究表明取  $c_1 = c_2 = 0.5$  效果更好<sup>[24]</sup>. 我们选取 0.5 进行计算.  $v_{id}$  是粒子的速度,  $v_{id} \in [-v_{\text{max}}, v_{\text{max}}]$ ,  $v_{\text{max}}$  是常数, 用来限制粒子的速度.  $r_1$  和  $r_2$  是介于  $[0, 1]$  之间的随机数<sup>[25]</sup>.

#### 3.2 PSO-SVM预测方法

PSO-SVM 预测方法流程如图 2 所示, 主要步骤如下.

**步骤 1** 利用 EEMD 方法将混沌信号分解成基本模态分量作为输入向量, 还原混沌系统中的特征信息, 最大限度地避免信息间的干涉等问题, 建立有限个基于 SVM 的子模型.

**步骤 2** 设置粒子群参数, 初始化粒子位置  $x_{id}$  和速度  $v_{id}$ , 计算适应度值, 适应度函数定义为

$$F(C, \sigma) = \frac{N}{\sum_{i=1}^N [T(i) - P(i)]^2}, \quad (12)$$

其中,  $N$  为数据长度,  $T(i)$  为真实值,  $P(i)$  为预测值.

**步骤 3** 根据粒子群适应度不断更新速度和位置, 优化 SVM 的惩罚系数  $C$  和核函数  $\sigma$  至最优.

**步骤 4** 代入优化后的 SVM 参数, 对各子模型进行预测并求和.

**步骤 5** 计算单步误差, 进行频谱分析和门限比较, 检验是否存在微弱信号.

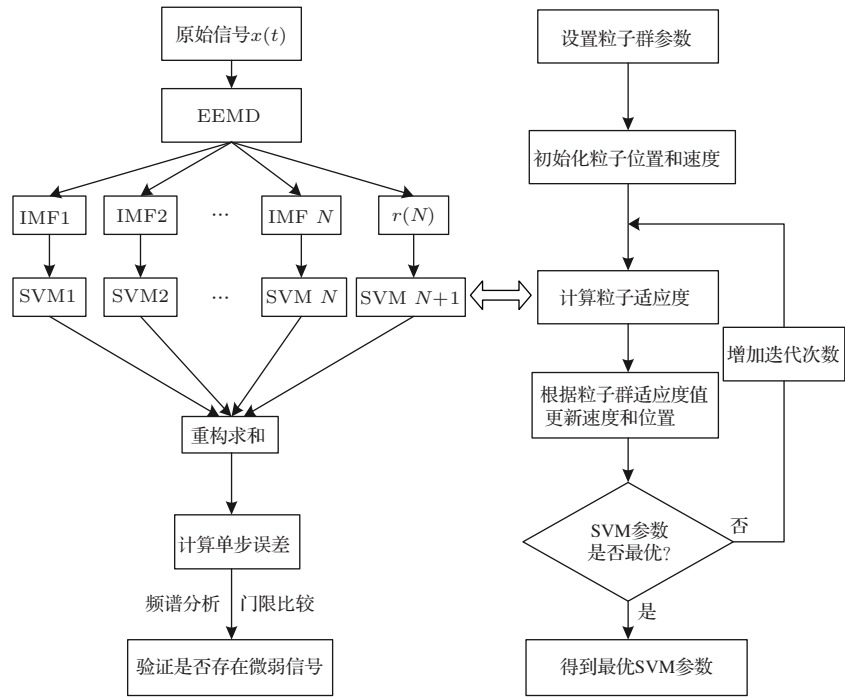


图2 PSO-SVM模型流程

### 4 仿真实验

**实验1** 为验证 PSO-SVM 的预测效果, 首先利用经典 Lorenz 系统进行仿真, Lorenz 迭代方程为

$$\begin{aligned} \dot{x} &= \sigma(y - x), \\ \dot{y} &= \rho x - y - xz, \\ \dot{z} &= -\beta z + xy, \end{aligned} \quad (13)$$

式中,  $x, y, z$  为时间函数;  $\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}$  为对时间的微分; 设  $\delta = 10, \rho = 30, \beta = 8/3$ , 利用四阶龙格-库塔 (Runger-Kutta) 法求解方程 (13), 步长为 0.01. 为保证信号完全进入混沌状态, 选取系统 3000 个采样点之后的数据用于实验, 数据长度为 1000. 对

数据进行归一化后, 添加微弱信号  $s(n)$ , 输入检测模型, 检验标准采用均方根误差 (RMSE) 和信噪比 (SNR).

在测试的混沌时间序列中加入幅值为 0.0000025、长度为 20 的微弱信号, 起点位置由随机函数随机确定, SNR 达到 -102.8225 dB, 归一化后进行 EEMD 和 POS-SVM 预测, 得到最优参数为  $C = 23.9069, \sigma = 0.005$ , 重构反归一化后, 预测结果的 RMSE 为 0.000000339. 图 3 为检测结果. 由图 3 (b) 可知, 样本点  $n = 251-260$  的误差明显偏大, 起始点与随机函数值一致, 因而确认得到的误差为微弱瞬态信号. 与传统 SVM 方法 [13] 得到的 RMES (0.049) 和 SNR (-54.60 dB) 相比, PSO-SVM 模型的检测能力更强, 如表 1 所列.

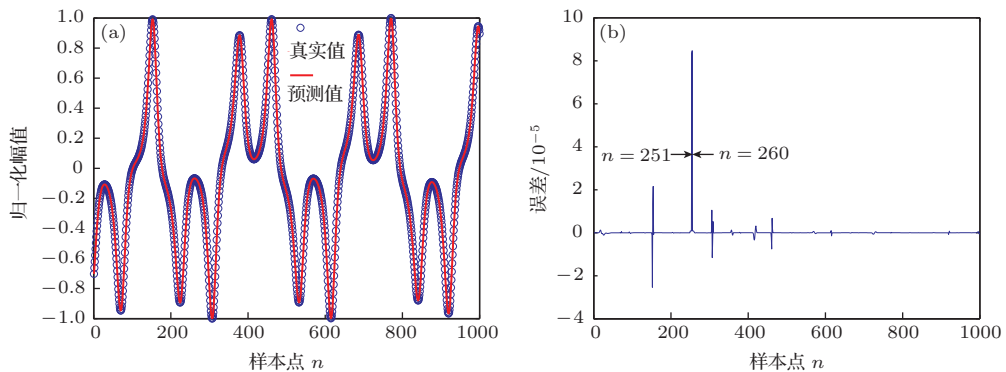


图3 (网刊彩色) 瞬态信号检测结果 (a) 含瞬态信号的混沌信号预测值和真实值; (b) 预测误差



表1 混沌时间序列预测模型性能对比

	PSO-SVM	对偶约束 LS-SVM	LS-SVM	SVM	RBF 神经网络
SNR/dB	-102.8225	-77.33	-62.82	-54.60	-30.20
RMSE	0.000000339	0.0080	0.022	0.049	0.058

实验2 对微弱周期信号进行检测, 目标信号

$$s(n) = 0.00015 \sin(2\pi fn). \quad (14)$$

归一化频率为0.15, 按实验1步骤进行检测, 得到  $C = 140.2269$ ,  $\sigma = 0.0007$ , 对单步预测误差进行快速傅里叶变换, 图4显示频谱在0.15处出现了峰值, 对实验结果反归一化处理, SNR为  $-94.3387$  dB, RMSE为0.00000814. 与文献[17]的SNR( $-79.8418$  dB)与RMSE(0.000073)相比, 检测模型在误差与门限方面均有大幅度的提高.

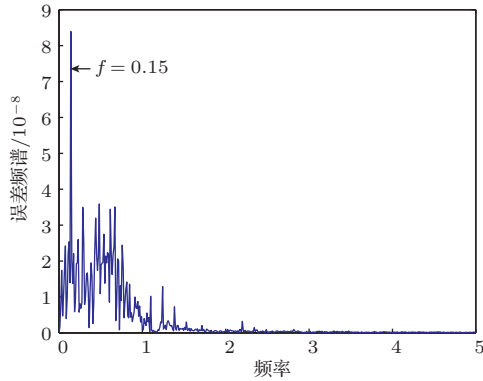


图4 周期信号检测结果

实验3 采用加拿大McMaster大学的IPIX雷达实测海杂波数据, 其发射频率为9.39 GHz, 脉冲重复频率达到1000 Hz, 各组距离数据含有131072个数据, 雷达采用VV极化方式.

选取IPIX雷达54#距离单元数据作为训练样本, 将同一时段目标距离单元数据作为验证样本, 两组数据均有2000个样本点, 前1000个点为训练样本, 后一半数据进行对比验证, 使用PSO-SVM模型进行单步预测, 粒子群优化得到最优参数为  $C = 19374$ ,  $\sigma = 0.4581$ , 计算时间为0.874 s, 小于数据采样间隔时间1 s, 计算得到RMES为0.00000814, 比文献[26]采用的最小二乘支持向量机(LS-SVM0.0137)和径向基函数(RBF)神经网络(0.0153)降低了3个数量级. 图5(b)显示的误差幅值有着明显的谐波特征, 对预测误差进行频谱分析得到图5(c), 发现频率在0.112附近有明显的差

别, 表示PSO-SVM微弱信号检测模型对海杂波微弱信号有着极强的敏感性.

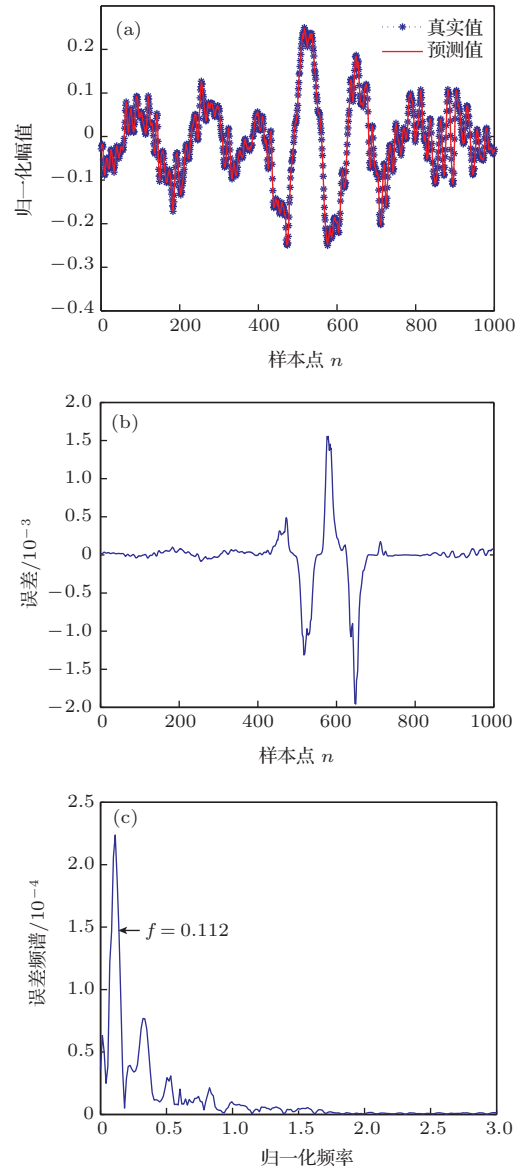


图5 (网刊彩色) 海杂波目标距离单元预测误差幅值 (a) 预测值和真实值; (b) 预测误差; (c) 误差频谱

## 5 结 论

根据EMD理论与混沌时间序列局部可预测的特性, 以及粒子群算法的寻优特性, 本文提出基于粒子群与SVM的微弱信号单步预测模型. 将混沌背景中的微弱信号检测问题转化为单步预测误差分析, 利用Lorenz混沌系统与实测海杂波数据进行了仿真实验, 采用RMSE和SNR检验预测效果. 实验表明, EEMD能够很好地改善混沌信号模式混叠的问题, 粒子群算法对SVM参数的优化效果明显,

PSO-SVM 预测模型能够有效地从混沌背景噪声中检测出微弱目标信号, 检测到海杂波中存在类谐波微弱信号, 拥有极低的检测门限和预测误差. 与传统的神经网络和 SVM 回归方法相比, PSO-SVM 预测模型有着更好的预测精度、鲁棒性和泛化能力.

### 参考文献

- [1] Fradkov A L, Evans R J 2005 *Annu. Rev. Control* **29** 33
- [2] Vicha T, Dohnal M 2008 *Chaos Soliton. Fract.* **38** 70
- [3] Koh C L, Ushio T 1997 *IEEE Trans. Circuits Syst. I* **44** 383
- [4] Haykin S, Li X B 1995 *Proc. IEEE* **83** 95
- [5] Lo T, Leung H 1993 *IEE Proc. F* **140** 243
- [6] Ma X Y, Huang X B, Zhang X D 2003 *Acta Electron. Sin.* **31** 907 (in Chinese) [马晓岩, 黄晓斌, 张贤达 2003 电子学报 **31** 907]
- [7] Xiang Z, Zhang T Y, Sun J C 2005 *Acta Photon. Sin.* **34** 1756 (in Chinese) [相征, 张太镒, 孙建成 2005 光子学报 **34** 1756]
- [8] Xue B W, Zhang Z F, Cong W 2010 *IEEE the 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering* Singapore City, Singapore, February 26–28, 2010 p466
- [9] Huang N E 1998 *Proc. R. Soc. Lond.* **45** 903
- [10] Cortes C, Vapnik V 1995 *Mach. Learn.* **20** 273
- [11] Birx D L, Pipenberg S J 1992 *IEEE International Joint Conference on Networks* Baltimore, USA, June 7–11, 1992 p886
- [12] Leung H 1998 *IEEE Trans. Circuits Syst. I* **45** 314
- [13] Cui W Z, Zhu C C, Bao W X, Liu J H 2004 *Acta Phys. Sin.* **53** 3303 (in Chinese) [崔万照, 朱长纯, 保文星, 刘君华 2004 物理学报 **53** 3303]
- [14] Gao F, Tong H Q 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 3307 (in Chinese) [高飞, 童恒庆 2006 物理学报 **55** 3307]
- [15] Xing H Y, Xu W 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 3771 (in Chinese) [行鸿彦, 徐伟 2007 物理学报 **56** 3771]
- [16] Xing H Y, Hou J Y 2009 *IEEE 2nd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics* Tianjin, China, October 17–19, 2009 p3
- [17] Xing H Y, Cheng Y Y, Xu W, Gong P 2013 *IET International Conference on Information and Communications Technologies* Beijing, China, April 27–29, 2013 p333
- [18] Hu A J, Sun J J, Xiang L 2011 *J. Vib. Meas. Diagn.* **31** 432 (in Chinese) [胡爱军, 孙敬敬, 向玲 2011 振动·测试与诊断 **31** 432]
- [19] Wu Z, Huang N E 2009 *Adv. Adapt. Data Anal.* **1** 20
- [20] Meng Q F, Chen Y H, Peng Y H 2009 *Chin. Phys. B* **18** 2194
- [21] Tanaka T, Toumiya T, Suzuki T 1997 *Renew. Energ.* **12** 387
- [22] Lu J, Wang H B, Sun G C 2009 *Chin. Phys. B* **18** 1598
- [23] Eberhart R C, Kennedy J 1995 *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science* Washington, USA, October 4–6, 1995 p40
- [24] Parsopoulos K E, Vrahatis M N 2002 *Nat. Comput.* **1** 247
- [25] Gao F, Li Z Q, Tong H Q 2008 *Chin. Phys. B* **17** 11967
- [26] Wang F Y, Yuan G N, Xie Y J, Qiao X W 2009 *Radar Sci. Technol.* **7** 53 (in Chinese) [王福友, 袁赣南, 谢燕军, 乔相伟 2009 雷达科学与技术 **7** 53]

# Hybrid algorithm for weak signal detection in chaotic sea clutter<sup>\*</sup>

Xing Hong-Yan<sup>†</sup> Zhang Qiang Xu Wei

(Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing of Jiangsu Province, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

( Received 7 August 2014; revised manuscript received 28 September 2014 )

## Abstract

According to the empirical mode decomposition (EMD) theory, a prediction method of support vector machine (SVM) is proposed based on particle swarm optimization. The ensemble EMD method is used to decompose the signal into some intrinsic mode function components which are taken as the input of the SVM to predict the data. All the predicted values are combined, and the weak signals submerged in chaos background, including the transient signal and periodic signal, are detected from the prediction error. Lorenz attractor and the data from the McMaster IPIX radar sea clutter database are used in the simulation. The results show that the proposed method can effectively detect the weak target from chaotic signal. When the signal-to-noise ratio is 102.8225 dB in the chaotic noise background, by using the new method the root mean square error can be reduced by five orders of magnitude, reaching 0.00000033092, while the conventional SVM can reach only 0.049 under the condition of  $-54.60$  dB and the weak target detected in sea clutter has the harmonic characteristics, which shows the prediction model has a lower threshold and error.

**Keywords:** particle swarm optimization, support vector machine, chaotic sea clutter, weak target detection

**PACS:** 05.45.Pq

**DOI:** 10.7498/aps.64.040506

---

<sup>\*</sup> Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61072133), the Practice Innovation Program of Colleges and Universities Postgraduates of Jiangsu Province, China (Grant No. SJZZ\_0112), the Production, Learning and Research Joint Innovation Program of Jiangsu Province, China (Grant Nos. BY2013007-02, BY2011112), the Industrialization of Research Findings Promotion Program of Institution of Higher Education of Jiangsu Province, China (Grant No. JHB2011-15), the Advantage Discipline "Information and Communication Engineering" of Jiangsu Province, China, and the "Summit of the Six Top Talents" Program of Jiangsu Province, China.

<sup>†</sup> Corresponding author. E-mail: [xinghy@nuist.edu.cn](mailto:xinghy@nuist.edu.cn)