

基于对偶约束最小二乘支持向量机的混沌海杂波背景中的微弱信号检测^{*}

行鸿彦^{1,2)†} 金天力²⁾

1) 南京信息工程大学, 气象灾害省部共建教育部重点实验室, 南京 210044)

2) 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 南京 210044)

(2009 年 4 月 13 日收到, 2009 年 5 月 6 日收到修改稿)

基于复杂非线性系统的相空间重构理论, 提出一种改进的提取混沌背景中微弱信号的最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 的方法. 通过将信号以 db3 小波逐层分解, 进行 LS-SVM 预测, 再进行重构, 同时通过增加对偶约束项、改进核函数的方法, 建立改进的混沌序列的一步预测模型, 从预测误差中检测湮没在混沌背景中的微弱目标信号 (包括周期和瞬态信号). 最后以 Lorenz 系统和真实海杂波数据作为混沌背景噪声进行了仿真实验, 实验表明此方法能够有效地检测出混沌背景噪声中的微弱信号、抑制噪声对混沌背景信号的影响, 与传统 RBF 神经网络和 LS-SVM 预测方法相比, 预测精度和检测门限方面的性能有显著的提高.

关键词: 混沌, 最小二乘支持向量机, 海杂波, 微弱信号检测

PACC: 0545

1. 引言

近年来发现, 利用海杂波的混沌特性可以有效检测雷达回波中是否含有目标信号, 然而当目标信号较弱时, 由于海杂波中含有大量的杂波尖峰, 易造成严重虚警^[1-3], 因此, 有必要研究混沌背景下的微弱信号检测问题.

根据 Haykin 等人^[2]的观点, 海杂波建模是一个预测问题. 通过非线性预测建立模型, 在预测误差中检测信号. 近来国内外对如神经网络、模糊控制等传统的机器学习方法预测混沌时间序列进行研究并取得了一些成功^[4-6], 但是神经网络存在“过拟合”现象、隐层节点数的选择和局部极小等问题, 限制了模型的泛化能力及其进一步应用.

支持向量机是由 Vapnik 在 20 世纪 90 年代中期提出的一种机器学习算法^[7], 以统计学的 VC (Vapnik-Chervonenks Dimension) 维理论和结构化风险最小化原则为基础, 将问题转化为求解凸二次规划 (QP). Suykens 提出的最小二乘支持向量机 (least

squares support vector machine, LS-SVM) 改变了等式约束和损失函数, 提高了收敛速度和预测精度^[8]. 经过近些年的研究和发展, 最小二乘支持向量机已逐步应用于模式识别、函数逼近和时间序列预测等领域^[9-14]. 在混沌背景下的微弱信号检测方面, 通常是建立 LS-SVM 混沌预测模型后, 根据待测信号的特点利用滤波或谱分析等成熟的信号处理方法去除混沌背景信号, 完成对微弱信号的提取.

本文在分析现有研究成果的基础上, 通过增加对偶约束项改进 LS-SVM 的核函数, 结合小波分解理论, 建立了一种基于对偶约束最小二乘支持向量机混沌海杂波预测模型. 文章第 2 节阐述混沌时间序列相空间重构以及 LS-SVM 的理论, 并在此基础上改进了核函数. 第 3 节结合小波分解和改进的 LS-SVM 方法构造混沌序列中微弱信号检测模型. 第 4 节按此方法对于计算机仿真模型和真实海杂波数据分别进行瞬态和周期性微弱信号的检测实验, 并参考其他检测方法对该方法的检测能力进行研究和论述.

^{*} 江苏省“青蓝工程”中青年学术带头人项目, 江苏省科技创新与成果转化专项 (批准号: BE2008139) 和公益性行业科研专项 (批准号: GYHY200806014) 资助的课题.

[†] E-mail: xinghy@nuist.edu.cn

2. 相空间重构和最小二乘支持向量机

2.1. 混沌时间序列的相空间重构理论

在实际的非线性系统中,得到一个时间间隔为 Δt 的单变量时间序列

$$\{x_1, x_2, \dots, x_N\},$$

其中 $x_j = x(t_j), t_j = t_0 + j\Delta t,$

$$j = 1, 2, \dots, N. \quad (1)$$

Takens 的相空间重构的时间延迟坐标法为混沌系统单变量观测值重构奠定了数学基础.对于观测序列(1),如果其嵌入维为 D_E 、重构时间延迟为 τ ,则重构出的 N_m 个 D_E 维矢量为

$$Y = [x_j, x_{j+\tau}, x_{j+2\tau}, \dots, x_{j+(D_E-1)\tau}],$$

$$j = 1, 2, \dots, N_m, N_m = N - (D_E - 1)\tau. \quad (2)$$

这 N_m 个 D_E 维矢量在 D_E 维相空间描述的轨迹可以将混沌吸引子完全展开,在拓扑等价的情况下回复原来系统的动力学特征.关于嵌入维数 D_E 和时延 τ 的确定方法,本文按照文献[2,3]提出的方法,对 X 波段海杂波进行研究,并利用经典的 G-P (Grassberger-Procacia)算法求解嵌入维,同时运用 Wolf 方法计算得到正的 Lyapunov 指数,证实 X 波段海杂波的混沌特性. Takens 定理^[15]指出,相空间轨迹中的每一点存在映射关系

$$Y_{j+\tau} = \varphi(Y_j), \quad (3)$$

相对于 $Y_j, Y_{j+\tau}$ 中只有 $x_{j+D_E\tau}$ 是新信息,所以(3)式可以改写成

$$x_{j+D_E\tau} = F([x_j, x_{j+\tau}, x_{j+2\tau}, \dots, x_{j+(D_E-1)\tau}]). \quad (4)$$

2.2. 对偶约束最小二乘支持向量机

最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 将传统支持向量机中的不等式约束改为等式,并把经验风险由偏差的一次方改为二次方,从而把解二次规划问题转化为求解线性方程组,提高了求解问题的速度和精度^[16-18].用 SVM 逼近函数的方法称为支持向量回归 (support vector regression, SVR), 回归型 LS-SVM 对于一个给定的训练数据集 $(x_i, y_i), i = 1, \dots, l, x_i \in R^n, y_i \in R$, 回归问题是寻找输入空间到输出空间的一个映射 $f: R^n \rightarrow R$, 使得 $y = f(x)$.

在高维特征空间中,目标回归函数 $y = w^T \varphi(x) + b$ 用于拟合样本集,其中 $w, x \in R^n, b \in R, \varphi$ 是将

数据集映射到一个高维特征空间的非线性映射,以便将输入空间中的非线性拟合问题变成高维特征空间中的线性拟合问题.根据结构风险最小化原理,考虑函数的复杂度和拟合误差,回归问题可以表示为约束优化问题

$$\min_{w, b, e} J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2,$$

$$\text{约束条件} \quad y_i = w^T \varphi(x_i) + b + e_i, \quad i = 1, \dots, l, \quad (5)$$

其中, γ 为正则化参数, b 为常数偏差.

在此,增加一项约束条件

$$w^T \varphi(x_i) = a w^T \varphi(-x_i), i = 1, \dots, l, \quad (6)$$

其中,当非线性函数为奇函数时 $a = 1$,偶函数时 a 取 -1 .

建立 Lagrange 函数

$$L(w, b, e_i, \alpha_i, \beta_i) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2 - \sum_{i=1}^l (w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i) - \sum_{i=1}^l (w^T \varphi(x_i) - a w^T \varphi(-x_i)), \quad (7)$$

其中是 $\alpha_i, \beta_i \in \mathcal{R}$ 是 Lagrange 乘子,由最小二乘法,对于 $w, b, e_i, \alpha_i, \beta_i$,分别令其对于 L 的偏导为 0,同时根据 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 互补条件,可得如下关系:

$$w = \sum_{j=1}^l (\alpha_j + \beta_j) \varphi(x_j) - a \sum_{j=1}^l \beta_j \varphi(-x_j),$$

$$\sum_{j=1}^l \alpha_j = 0,$$

$$\gamma e_i = \alpha_i, \quad i, j = 1, \dots, l,$$

$$y_i = w^T \varphi(x_i) + b + e_i,$$

$$w^T \varphi(x_i) = a w^T \varphi(-x_i), \quad (8)$$

消去 e_i 和 w 后,可以得到如下线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \frac{1}{2}(\mathbf{\Omega} + a\mathbf{\Omega}^*) + \frac{1}{\gamma}\mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

其中 $\mathbf{\Omega}_{i,j} = K(x_i, x_j), \mathbf{\Omega}_{i,j}^* = K(-x_i, x_j), \mathbf{1} = [1, \dots, 1]^T, \mathbf{y} = [y_1, \dots, y_l]^T, \boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_l]^T, \forall i, j = 1, \dots, l.$

求解上式,同时在高维特征空间中将内积运算用满足 Mercer 条件的对称核函数 $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ 来代替,得到 LS-SVM 线性回归模型

$$y_i = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^l [w^T \varphi(x_i) + aw^T \varphi(-x_i)] + b + \frac{1}{\gamma} \alpha_i$$

$$= \frac{1}{2} \sum_{j=1}^l \alpha_j [K(x_i, x_j) + aK(-x_i, x_j)] + b + \frac{1}{\gamma} \alpha_i,$$

$$i = 1, \dots, l. \quad (10)$$

在这里采用径向基核函数 $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma^2)$, σ 是调节参数, 最终的模型可以写成

$$\hat{y}(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K_{eq}(x_j, x) + b, \quad (11)$$

$K_{eq}(x_j, x) = \frac{1}{2} [K(x_j, x) + aK(-x_j, x)]$ 是等价对称核. 可见最终的 KKT 系统(9)与标准 LS-SVM 的 KKT 系统维数相同, 所以第二个约束项非但没有增加系统的维数反而成功转化到核函数中. 另外, LS-SVM 的求解过程还可以涉及到可调参数 γ 和径向基核函数 σ 的确定, 在实际中通常采用交叉确认算法(cross-validation)来最优选择^[19].

3. 基于小波分解的 LS-SVM 微弱信号检测方法

小波分解适用于信号的局部分分析和突变信号的检测, 它有很好的局部特性. 用小波将数据分解, 可以明显地看出序列的趋势项、随机项等, 于是基于 LS-SVM 的微弱信号检测模型基本步骤如下:

1) 混沌特征分析. 分析时间序列的混沌特性, 确定数据的最大 Lyapunov 指数是否为正数; 如果信号是混沌序列, 则计算其重构时延, 再用小波将原序列进行分解, 对每一层分解的信号分别求取最佳嵌入维数.

2) LS-SVM 回归预测. 根据求得的最佳时延和嵌入维数, 构造输入输出向量 $s(n)$, 并分别用 LS-SVM 回归进行预测, 将各层信号重构得到最终预测结果.

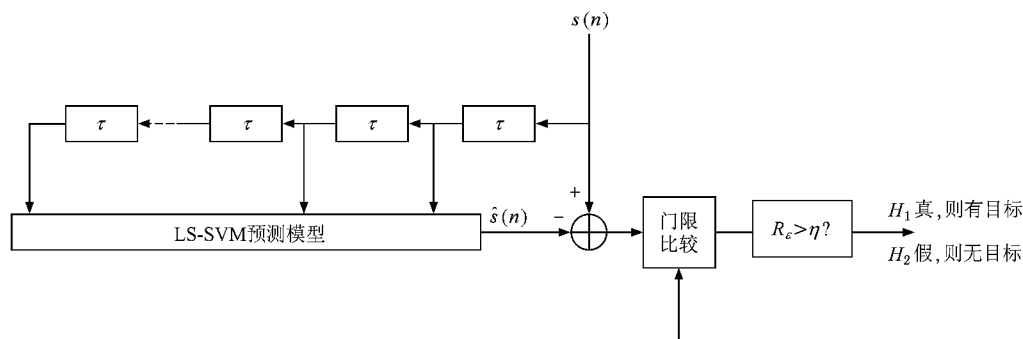


图1 LS-SVM 回归预测及微弱信号检测框图

3) 微弱信号检测. 由观测序列值减去对应的预测值, 可得到由微弱信号(可能存在)和拟合误差组成的预测误差, 利用如滤波或频谱分析的方法等成熟的信号处理方法, 计算奇均方误差和进行门限比较来确定其是否含有微弱信号.

4. 仿真实验

实验1 为验证本文提出的检测方法, 本文首先采用 Lorenz 动力系统模型进行仿真研究. Lorenz 迭代方程为

$$\begin{aligned} \dot{x} &= \sigma(y - x), \\ \dot{y} &= -xz + rx - y, \\ \dot{z} &= xy - bz, \end{aligned} \quad (12)$$

式中 $\sigma = 10$; $r = 34$; $b = 8/3$, Lorenz 方程组用四阶

Runge-Kutta 法求得数值解, 步长为 0.01, 取其中 x 分量作为实验混沌信号, 待系统完全进入混沌状态后, 取序列长度为 2000 的实验数据用于训练混沌预测模型, 先对数据进行归一化处理, 然后将其用 db3 小波做三层分解, 对一个低频分量 $a1$ 和三个高频分量 $d3, d2, d1$ 分别用 G-P 算法求取最佳嵌入维数分别为 3, 4, 4, 5, 重构时延为 1, 对每层信号进行对偶 LS-SVM 回归训练, 然后将后续 1000 个数据做同样的三层分解, 作为预测效果检验样本, 分别进行 LS-SVM 预测, 最后将信号重构. 由于实验数据是连续的, 可以在实验的过程中先将训练集和后续的实验集同时进行小波分解, 然后分别对各层进行训练以及预测. 在实验中正则化参数 $\gamma = 1.0 \times 10^5$, 径向基核函数 $\sigma = 1$. 将数据归一化后的预测结果如图 2(a) 表示, 求得均方根误差(RMSE)为 0.0067.

在检验数据集的第 500—550 个点处加入一个幅值为 0.02 的微弱瞬态信号 $s(n)$ ，将 $s(n)$ 叠加到混沌背景中构成观测时间序列 $x(n)$ ，信噪比 SNR 达 -77.3301 dB，然后进行相空间重构和 LS-SVM 单步预测，可得其预测结果 RMSE 为 0.0080。图 2(b) 中，点线表示经过对偶 LS-SVM 预测的结果，虚线为实际数据。放大 500—550 处叠加的信号如图 2(c) 可

以看到 500—550 点的误差变大，可以判断微弱信号存在。图 2(d) 为含有瞬态信号的混沌信号预测和原始混沌背景信号的误差。如果瞬态信号幅值为 0.05，此时信噪比为 -45.33 dB，RMSE 为 0.0170。参照文献[20] 中的实验结果进行对比，本实验对于瞬态信号的检测能力相对普通 LS-SVM 的方法有了很大的加强，包括误差的减小和检测门限的下降。

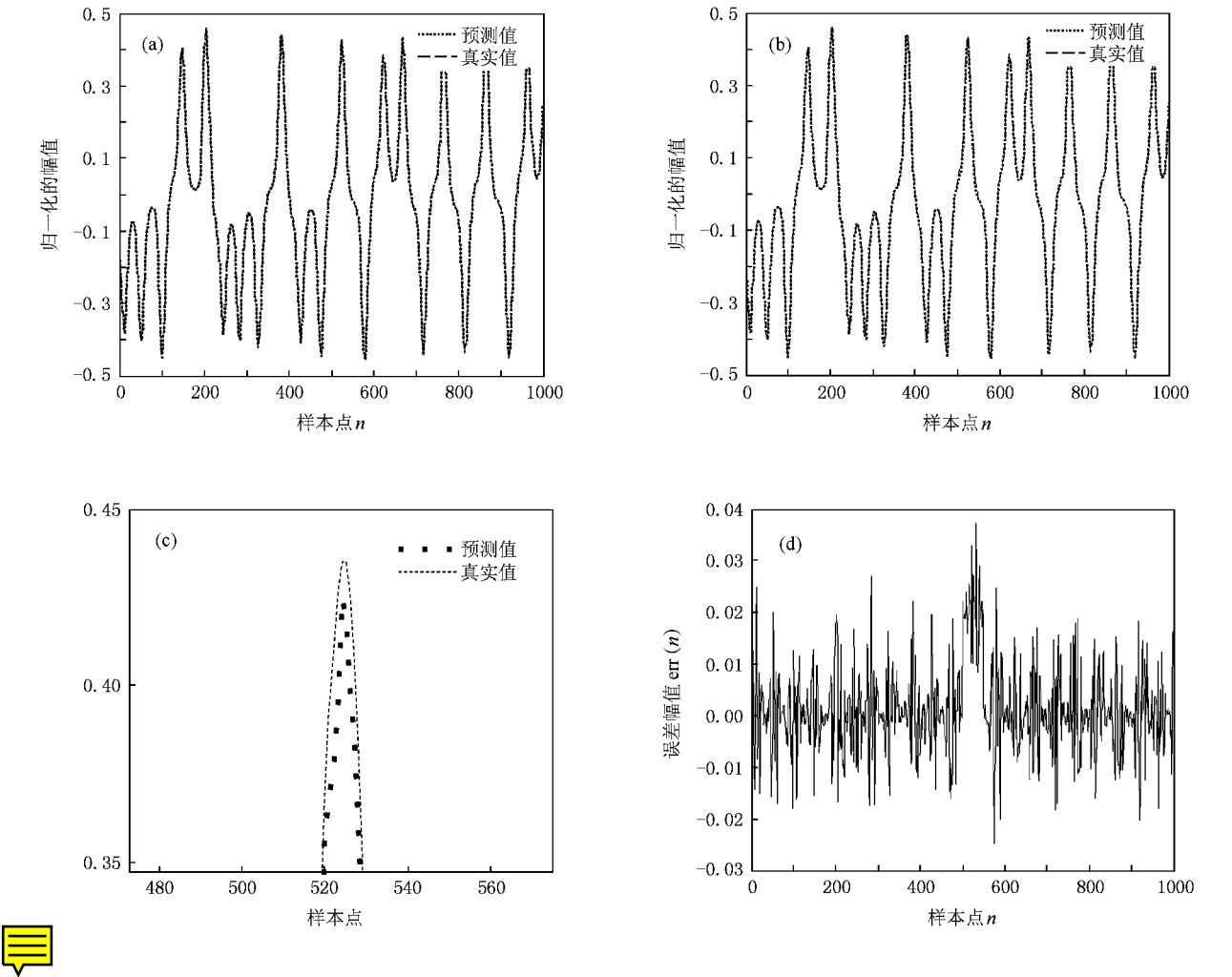


图 2 (a)混沌背景信号的预测值和真实值 (b)含有瞬态信号的混沌信号预测值和真实值 (c)放大的局部信号示意图 (d)单步预测误差

表 2 混沌序列预测模型性能对比				
	对偶约束 WT-LS-SVM	LS-SVM	SVM	RBF 神经网络
SNR(dB)	-71.33	-62.82	-54.60	-30.20
RMSE	0.0080	0.022	0.049	0.058

类似的可以测得对于周期性信号，设目标信号为 $s(n)=0.005\sin(2\pi fn)$ ，归一化频率为 0.03，混沌背景噪声信号为 $c(n)$ ，那么观测信号为 $x(n)=c(n)+s(n)$ ，信噪比为 -93.75 dB。按照上一实验

步骤进行检测，得到单步预测误差 $er(n)$ ， $er(n)$ 中主要包含两部分内容，一是支持向量回归本身的预测误差，另一个是周期信号 $s(n)$ 。因此，现在把检测淹没在强混沌背景噪声中的周期信号问题转化为检测淹没在单步预测误差 $er(n)$ 中的周期信号问题。把单步误差进行 FFT 变换，可以明显看出预测误差的频谱在 0.03 处出现峰值，如图 3。实验结果 RMSE 为 0.0057，对于 SVR 的 -89.65 dB 门限和 0.022 的均方根误差以及神经网络中 -62.82 dB 时的 0.1824 的均方根误差均有大幅提高。

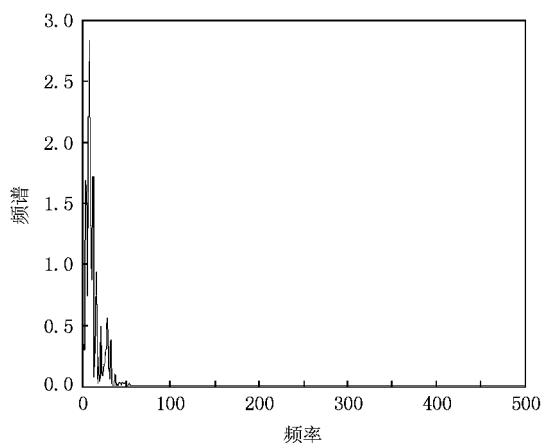


图3 周期信号单步预测误差频谱

实验2 这个实验采用加拿大 McMaster 大学的 IPIX 雷达海杂波数据,该雷达海拔 30 m,主要参数如下:工作频率 9.39 GHz,重复频率 1000 Hz,天线转速 7.9872 m/s,数据扫描长度 131072, HV 极化方式;天线增益 45.7 dB.

连续取海杂波数据中 500 个点作为训练样本,将其归一化后按照前面所述方法使用 WT-LS-SVM,结果如图 4(a)所示,其中点线为预测值,虚线为真实值.经过计算得其 RSME 为 0.062,远低于 RBF 神经网络和 LS-SVM 方法.同时,图 4(b)在几个尖峰处存在拟合误差,可以判定在该处含有所探测的微弱信号.类似上一实验,对于预测误差进行频谱分析,如图 4(c),可以看到在归一化频率为 0.152 的地方出现了相对较高的幅值,说明微弱信号含有 75 Hz 的频率成分,求得微弱信号相对于混沌背景噪声的信噪比为 -22.9578 dB.

实验结果表明,改进的 LS-SVM 预测方法结合了小波分析的优点和支持向量机的特性,能够有效地预测含有不同微弱信号的混沌时间序列,并且一步预测模型明显优于传统 LSSVM 和 RBF 神经网络算法.先对海杂波信号进行小波分解,能够将海杂波回波信号中的混沌信号、噪声信号、微弱信号有效分离,再分别进行 LS-SVM 回归预测,较传统做法的精度有明显提高.增加的约束项通过一系列的变换,最终转化为对于核函数的优化,对奇偶函数分解处理,能够克服传统最小二乘支持向量机预测方法计算复杂度高等的缺点,同时能够减小系统的 RSME 和降低检测门限.

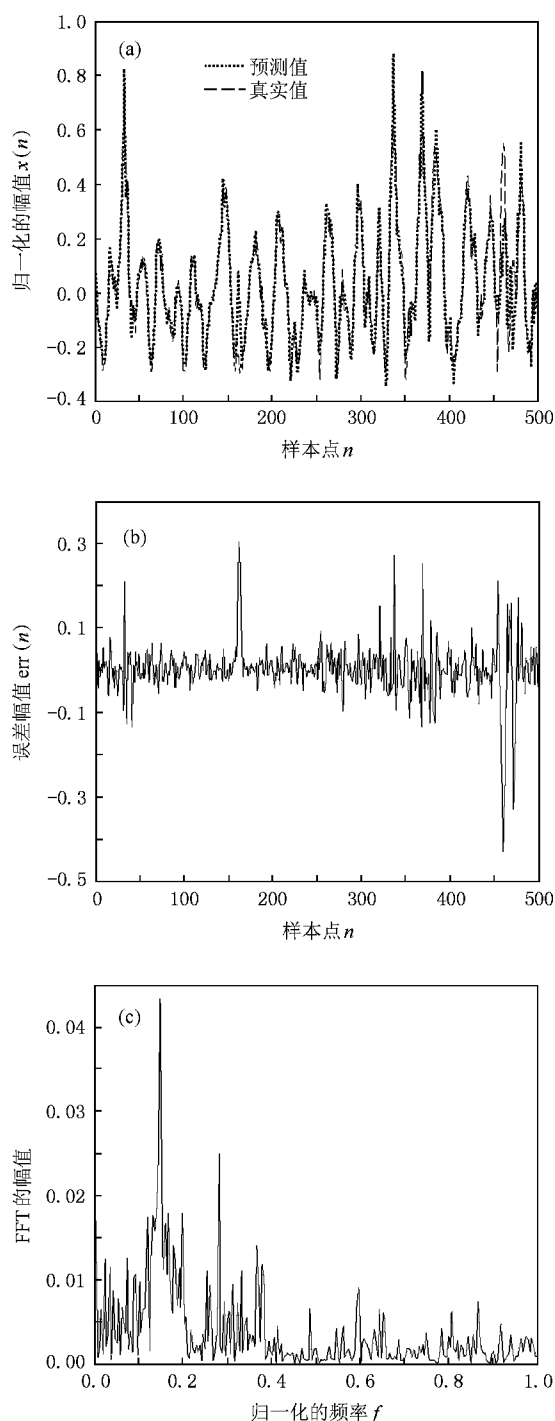


图4 (a)海杂波背景信号的预测值和真实值 (b)海杂波背景信号单步预测误差 (c)海杂波信号单步预测误差频谱

5. 结 论

结合混沌时间序列相空间重构以及局部可预测的特点,本文提出了基于小波分解的最小二乘支持向量机预测模型,并通过增加对偶约束项巧妙地改

进了核函数的参数模型,将强混沌背景中的微弱信号检测问题转化为从预测误差中提取有用信号;分别通过将传统 RBF 神经网络、LSSVM 回归方法用于同样的数据预测以及真实海杂波数据下的微弱信号检测进行算法对比验证,结果表明这种方法有很低

的检测门限和预测误差.与传统 RBF 神经网络和 LS-SVM 方法相比,其精度、稳健性、可行性和泛化能力都有了显著提高.下一步的主要工作是研究将该算法与线最小二乘支持向量机相结合,以达到更高的预测速度和更精确的多步预测结果.

-
- [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] Lo T ,Leung H 1993 *IEEE Proc. F* **140** 243
- [4] Chen Y ,Luo P F ,Zeng Y H 2007 *J. Sys. Simu.* **19** 524 (in Chinese) [陈 瑛、罗鹏飞、曾勇虎 2007 系统仿真学报 **19** 524]
- [5] 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]
- [6] Liu J ,Zhao Y L ,Luo P F 2004 *J. Mod. Rader* **26** 56 (in Chinese) [刘 剑、赵艳丽、罗鹏飞 2004 现代雷达 **26** 56]
- [7] Zhang X G 2000 *Acta Auto. Sin.* **1** 36 (in Chinese) [张学工 2000 自动化学报 **1** 36]
- [8] Suykens J A K 2001 *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference* 21
- [9] Jiang B ,Wang H Q ,Fu Y W ,Li X 2007 *Prog. Nat. Sci.* **17** 415 (in Chinese) [姜 斌、王宏强、付耀文、黎 湘 2007 自然科学进展 **17** 415]
- [10] Leung H ,Haykin S 1991 *Adaptive Signal Processing* **1565** 279
- [11] Nan He ,Haykin S 1992 *Electronics Letters* (S0013-5194) **28** 2076
- [12] Hu S S ,Zhang J F 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 2708 (in Chinese) [胡寿松、张军峰 2008 物理学报 **57** 2708]
- [13] Mao Y Q ,Wang G L ,Yang P C 2008 *Chin. Phys. B* **17** 714
- [14] Cui W Z ,Zhu C C ,Bao W X 2004 *Acta Phys. Sin.* **53** 3303 (in Chinese) [崔万照、朱长纯、保文星 2004 物理学报 **53** 3303]
- [15] Takens F 1981 *Lecture Notes in Mathematics* **898** 366
- [16] Ye M Y ,Wang X D ,Zhang H R 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 2568 (in Chinese) [叶美盈、汪晓东、张浩然 2005 物理学报 **54** 2568]
- [17] Cui W Z ,Zhu C C ,Bao W X 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 3309 (in Chinese) [崔万照、朱长纯、保文星 2005 物理学报 **54** 3309]
- [18] Espinoza M ,Suykens J A K 2005 *Proc. International Symposium on Nonlinear Theory and Applications* 606
- [19] Zhang L ,Zhou W ,Jiao L 2004 *IEEETrans. Syst. Man Cyb. B* **34** 34
- [20] Du J Y ,Hou Y B 2007 *J. Sci. Instru.* **28** 555 (in Chinese) [杜京义、侯媛彬 2007 仪器仪表学报 **28** 555]

Weak signal estimation in chaotic clutter using wavelet analysis and symmetric LS-SVM regression^{*}

Xing Hong-Yan^{1,2†} Jin Tian-Li²⁾

¹ *Key Laboratory of Meteorological Disaster of Ministry of Education, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China*

² *College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China*

(Received 13 April 2009 ; revised manuscript received 6 May 2009)

Abstract

This article examines the theory of phase space reconstruction in complicated nonlinear system and further proposes a new method, an advanced Least Square Support Vector Machine (LS-SVM) model, to detect weak signals from a chaotic clutter. This method functions in following sequences: 1) db3 wavelet decomposition of the signals, 2) LS-SVM prediction, which includes increasing the symmetry constraint and improving the kernel function, 3) Reconstruction. It is established a one-step predictive model that detects the weak signal, including transient signal and period signals, from the predictive error in the chaotic sequences. It is illustrated in the experiment, which is conducted to detect weak signals from Lorenz chaotic background and Sea Clutter, that this proposed method is highly effective to detect weak signals from a chaotic background as well as minimize the impact of noise on weak signals. Compare to conventional RBF neural network and LS-SVM models, the new method presents great value in prediction accuracy and detection threshold.

Keywords: chaos, LS-SVM, clutter, weak signal estimation

PACC: 0545

^{*} Project sponsored by Qing Lan Project Foundation for Academic Leader in Jiangsu Province, Scientific and Technological Innovation and Technology Transfer Project in Jiangsu Province (Grant No. BE2008139) and China Commonweal Industry Research Project (Grant No. GYHY200806014).

[†] E-mail: xinghy@nuist.edu.cn