

基于二阶 Volterra 级数滤波器的海杂波建模研究

欧阳文

(中国人民解放军92117部队,北京 100072)

摘要: 讨论了运用二阶 Volterra 级数滤波器进行海杂波建模预测的方法。根据相空间重构理论,以海杂波序列的嵌入维数作为滤波器长度,建立了二阶截断的 Volterra 滤波器并行的乘积耦合实现结构,降低了滤波器的应用复杂度。采用了一种自适应调整的 NLMS 算法实时调整滤波器系数,对比试验表明该算法具有更快的收敛速度和更小的均方误差。用 Volterra 级数滤波器对真实海杂波数据进行了预测分析,结果表明该模型能够准确地预测海杂波,虽然在一步预测误差性能上稍逊于 RBF 网络,但在较大步长时性能占优。

关键词: 海杂波; 预测; 模型; Volterra 级数滤波器

中图分类号: TN973.1

文献标志码: A

文章编号: 1671-637X(2016)01-0029-04

Sea Clutter Modeling Based on Second Order Volterra Series Filter

OUYANG Wen

(No. 92117 Unit of PLA, Beijing 100072, China)

Abstract: The method for sea clutter modeling with second order Volterra series filter is discussed. According to the phase space reconstruction theory, the embedded dimension is adopted as the length of the filter. The parallel multiplication-coupled structure for second order Volterra series filter is built up to reduce the complexity. The adaptive NLMS algorithm is used for adjusting the filter core coefficient in real time. Contrast experiment shows that the algorithm has faster convergence rate and smaller MSE. The Volterra filter was used for prediction of real sea clutter data. The results indicate that: 1) this filter can model and predict sea clutter accurately; and 2) compared with RBF network, it has better performance for large step prediction, while it is slightly inferior in one-step prediction performance.

Key words: sea clutter; prediction; model; Volterra series filter

0 引言

海杂波通常是指海洋表面的雷达后向散射回波。海杂波特性的研究对于海洋环境的雷达系统设计、雷达信号处理以及海洋遥感等工作具有重要意义,而海杂波受雷达参数、海况、天气和入射角度等多种因素影响,呈现出时变与非平稳等特点,难以准确描述。传统意义上,海杂波被认为是随机信号,可以用瑞利分布、K分布和复合高斯分布等统计模型来描述。近些年来,分形和混沌等方法开始用来研究海杂波的形成机理和变化特性。HAYKIN^[1]于1990年提出了海杂波的混沌动力学特性;随之 HE^[2]和 LEUNG 等人研究了海

杂波的相关维数和 Lyapunov 指数,认为海杂波呈现出一定的非线性的混沌特性。之后,对海杂波的混沌、非线性特征的研究开始增多,基于神经网络及 Volterra 等非线性滤波器的研究方法得到快速发展。

Volterra 滤波器包含了线性和非线性因子项,考虑了系统的动态特性,能更好地利用高阶矩信息来描述非线性系统的特征;但 Volterra 滤波器应用难题是结构复杂、调整计算量大。为了改善实用性,本文研究了一种用于海杂波建模及预测的截断的二阶 Volterra 滤波器,综合运用并行乘积耦合结构和自调整的归一化最小均方算法来提高 Volterra 滤波器的快速调整性能。通过海杂波数据预测仿真试验,结果表明,本文的方法可降低 Volterra 滤波器的使用复杂度,实现海杂波的有效建模与预测。

收稿日期:2015-03-10

修回日期:2015-11-29

作者简介:欧阳文(1974—),男,江西吉安人,博士,工程师,研究方向为信号处理、信号系统构建。

1 二阶 Volterra 滤波器

Volterra 滤波器的输出是 Volterra 级数展开式的组合,包含了多个多次项因子,可用于对多种非线性系统进行建模与预测^[3-4]。但是,Volterra 无穷级数难以实际应用,必须采用有限阶截断和有限次求和的形式,目前常用的是二阶 Volterra 滤波器(SOVF)。

设 $\vec{x}(n) = (x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1))^T$, 滤波系数为 $\vec{h}(n) = (h_0, h_1, \dots, h_N, h_{11}, h_{12}, \dots, h_{NN})$, 滤波输出为 $\hat{x}(n+1) = \vec{h}(n) \vec{x}(n)$, 则

$$\hat{x}(n+1) = F(\vec{x}(n)) = h_0 + \sum_{m=0}^{N_1-1} h_1(m)x(n-m) + \sum_{m_1=0}^{N_2-1} \sum_{m_2=0}^{N_2-1} h_2(m_1, m_2)x(n-m_1)x(n-m_2) \quad (1)$$

式中: $h_i(m_1, m_2)$ 为 i 阶 Volterra 核, 通常有 $h_2(m_1, m_2) = h_2(m_2, m_1)$; N_1 和 N_2 为滤波器长度。Volterra 预测器设计中最重要的是确定滤波器的阶数 N 与核系数。

2 基于 SOVF 的海杂波建模

由于海杂波通常呈现出明显的非平稳性、非线性、非高斯和动态变化的特征,使用 SOVF 对海杂波进行建模研究可更好地描述其特征,把握其变化规律,原理结构如图 1 所示。

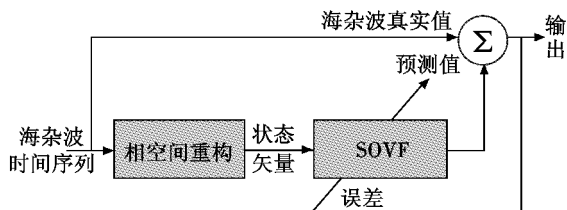


图 1 Volterra 滤波器的海杂波预测结构

Fig. 1 Sea clutter prediction structure with Volterra filter

滤波器的长度 N 对混沌海杂波预测性能有较大影响, N 选得过大或过小, 都将使预测性能变差。根据 Takens 嵌入定理可知, 要完全描述一个具有混沌特征的海杂波, 至少需要 $m \geq 2d_c + 1$ 个变量, 其中, d_c 为海杂波相空间的关联维数。因此, SOVF 的长度 N_1, N_2 取为混沌海杂波序列嵌入维数值 m , 即 $N_1 = N_2 = m \geq 2d_c + 1$, 则海杂波预测公式为

$$\hat{x}(n+1) = h_0 + \sum_{i=0}^{m-1} h_1(i)x(n-i) + \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{m-1} h_2(i, j) \cdot x(n-i)x(n-j) + e(n) \quad (2)$$

若直接用式(2)作为预测滤波器, 则滤波器系数总个数为 $1 + m + m^2$, 随着滤波器长度的增大, 滤波器系数的个数将按幂次快速增加, 相应所需的计算量也呈幂指数增长。文献[5]指出, SOVF 是在线性滤波器的基础上引入二次滤波器构成的, 而线性滤波器和二

次滤波器可分别独立进行优化来实现最优 SOVF。据此, 采用一种并行结构的二进制阶 Volterra 滤波器 (Parallel Structure SOVF, PSSOVF) 来实现海杂波的建模, 即将其分解为两个一阶滤波器乘积的形式^[6], 结构如图 2 所示。

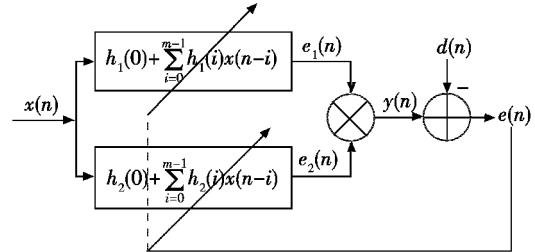


图 2 并行结构的海杂波 Volterra 预测器

Fig. 2 Sea clutter Volterra series predictor with parallel structure

$$x(n+1) = \left(h_{1,0} + \sum_{i=1}^m h_{1,i}x(n-i) \right) \times \left(h_{2,0} + \sum_{j=1}^m h_{2,j}x(n-j) \right) + e(n) \quad (3)$$

式中, $h_{1,i}$ 和 $h_{2,j}$ ($i, j = 0, 1, \dots, m$) 分别为两个线性滤波器的滤波系数。PSSOVF 将一个有多个二次项耦合的滤波器转换为两个一阶 FIR 滤波器乘积的形式, 滤波系数总个数为 $2m + 2$, 再分别对每个 FIR 滤波器进行参数调整, 这个过程降低了 Volterra 核系数调整的复杂程度, 从结构上实现了对滤波器调整算法的改善^[7-8]。

滤波器系数的调整问题最常用的是 LMS, NLMS 以及变步长的 NLMS 算法。设 $x(n)$ 和 $y(n)$ 分别表示未知系统在时刻 n 的系统输出和预测输出值, \vec{h}_i 表示预测模型的待定滤波系数, 则在时刻 n 的瞬时误差平方为 $e^2(n) = [d(n) - y(n)]^2 = [x(n+1) - y(n)]^2$ 。(4)

定义如下的代价函数

$$J(\mu) \triangleq E\{e^2(N+1)\} = E\{(x(n+1) - F(\vec{h}(n+1), \vec{x}(n+1)))^2\} \quad (5)$$

则求 $J(\mu)$ 梯度最小时得到核系数的最陡下降法的迭代算式为

$$\mu_0(n) \triangleq \arg \min_{\mu > 0} J_{n+1}(\mu) \rightarrow 0 \quad (6)$$

LMS 算法中核系数的迭代更新算式为

$$\vec{h}(n+1) = \vec{h}(n) + \mu e(n) \vec{x}(n) \quad (7)$$

式中, μ 为步长因子, 满足下述条件时算法收敛

$$0 < \mu < \frac{2}{\text{tr}[\mathbf{R}]} \quad (8)$$

式中: $\text{tr}[\mathbf{R}]$ 为 $\vec{x}(n)$ 协方差矩阵 \mathbf{R} 的迹; μ 的取值决定了算法的收敛速度和稳态误差, 从而影响对时变系统的跟踪速度。步长小时, 稳态误差小, 收敛速度慢; 步长大时, 稳态误差增大, 收敛速度加快, 因此, 传统的 LMS 算法中稳态误差与收敛速度是矛盾的。

NLMS 算法则是通过使用输入信号的平方归一化形式的某种函数关系来调整 μ , 即

$$\mu = \frac{\alpha}{\vec{x}^T(n)\vec{x}(n) + \beta} \quad (9)$$

式中, β 为一个小的正常数, 例如 β 为典型取值 0.0001。用于防止分母为零, NLMS 收敛的条件是 α 取值满足

$$0 < \alpha < 2。 \quad (10)$$

NLMS 通过改变 μ 值比 LMS 算法减小了收敛过程中对梯度噪声的放大作用, 收敛速度比 LMS 快^[9]。由于 μ 值随着 $|e(n)|$ 的变化自动地调整, 在此称为自调整步长的 NLMS 算法 (Adjustive Step Size NLMS, ASSNLMS)。为了进一步改善收敛速度, 根据文献[10]对 μ 值修改为

$$\mu = \frac{2}{\vec{x}^T(n)\vec{x}(n) + \frac{\gamma}{|e(n)| + \delta}} \quad (11)$$

式中: γ 为辅助收敛因子; δ 为防止分母趋于 0 而取的一个小的正常数。

根据 NLMS 的收敛条件比较修改后的 μ , 式(10)可以判定该算法是收敛的。

在开始阶段, 当 $|e(n)|$ 较大时, 式(11)中 μ 大, 近似于式(8)中 LMS 算法的固定步长, 核系数迭代算法步长因子比 NLMS 大, 收敛速度快; 随着滤波器核系数接近最优值时, $|e(n)|$ 减小, 式(11)中 μ 也相应减小, 故在最优滤波系数附近产生很小的失调, 降低了稳态均方误差 MSE 值, 因而总体上使得上述算法具备了收敛速度快、稳态误差小的优点, 对时变系统有较强的跟踪能力。

可以认为 $\vec{h}_1(n)$ 与 $\vec{h}_2(n)$ 是不相关的, 因此, 图 2 所示的平行 SOVF 结构的 ASSNLMS 算法核系数更新算式为

$$\vec{h}_1(n+1) = \vec{h}_1(n) + \frac{2 \times [\vec{h}_2^T(n)\vec{x}(n)]e(n)\vec{x}(n)}{\|\vec{x}(n)\|^2 \times [\vec{h}_2^T(n)\vec{x}(n)]^2 + \frac{\gamma_1}{|e(n)| + \delta}} \quad (12)$$

$$\vec{h}_2(n+1) = \vec{h}_2(n) + \frac{2 \times [\vec{h}_1^T(n)\vec{x}(n)]e(n)\vec{x}(n)}{\|\vec{x}(n)\|^2 \times [\vec{h}_1^T(n)\vec{x}(n)]^2 + \frac{\gamma_2}{|e(n)| + \delta}} \quad (13)$$

$$\|\vec{x}(n)\|^2 = \sum_{i=1}^N x_i^2(n) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i^2(n)x_j^2(n) \quad (14)$$

式中: γ_1 和 γ_2 为辅助收敛常数; $\delta = 0.001$ 。

3 仿真分析

采用 IPIX 雷达实测海杂波数据片断, 对上述并行的 Volterra 滤波器分别采用 LMS, RLMS, NLMS 和本文的算法进行了收敛测试, 对比了其他迭代收敛速度, 结果如图 3 所示。

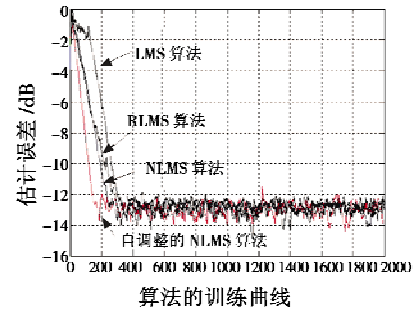


图 3 Volterra 滤波器几种算法的收敛性能比较
Fig. 3 Comparison of convergence speed of several Volterra core coefficient adapting algorithms

可以看出几种收敛算法中, 本文采用的自调整 NLMS 算法收敛性最好, 在接近 60 步训练时, 估计误差值已经降低到 -3 dB, 完成了收敛, NLMS 算法次之, LMS 的收敛性能最差, 收敛步长 300 步时才达到饱和。这说明 SOVF 的自适应算法在收敛性能上得到提高, 这种较快的收敛速度使得滤波器不但能够很快地完成对混沌的非线性系统变化规律的学习, 而且当输入的信号性质改变时, 也能很快地进行跟踪, 在自适应预测上有很大的优势。

试验了使用该 Volterra 滤波器对混沌海杂波的一步预测性能, 采用虚假邻域法计算得到海杂波的嵌入维数值 $m = 9$, 其中, $\gamma_1 = 1.5, \gamma_2 = 1.8$, 结果如图 4 所示, 可以看出该滤波器对海杂波的预测效果良好。

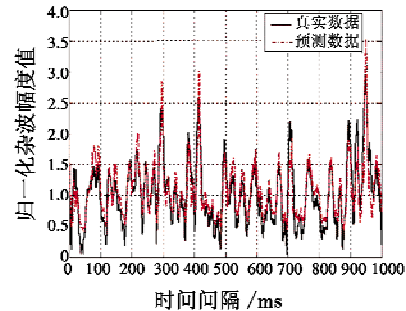


图 4 Volterra 滤波器对海杂波的一步预测
Fig. 4 One step prediction of sea clutter using Volterra filter

对比了 RBF 神经网络和 Volterra 级数滤波器对同一种海杂波的预测性能, 结果如图 5 所示。具体有以下几点。

1) 对于混沌海杂波, 采用适当结构的 RBF 网络和 Volterra 滤波器在一定的预测步长下都能够实现杂波时序的建模与预测^[11], 总体误差较小, 效果良好, 这在海杂波的预测及后续的相关处理中无疑是一种很有价值的工具。

2) 相比 RBF 网络而言, Volterra 滤波器的一步预测性能稍差一些, 总体误差的差别约为 1~2 dB, 但在较大

的预测步长时性能更好。分析其原因,主要还是在滤波器结构上。SOVF 是一阶线性滤波器和二阶非线性耦合项乘积的线性和,由于更高项已经被舍弃,混沌海杂波的更高阶的非线性信息在预测过程中丢失了,导致预测误差增大。但是这种 Volterra 滤波预测器可以用于更长时间的海杂波预测,更有工程化应用价值;同时,它收敛速度快,可以实现对变化的非线性系统的快速跟踪^[12],因而是一种适用于快变化条件下的海杂波非线性预测器。

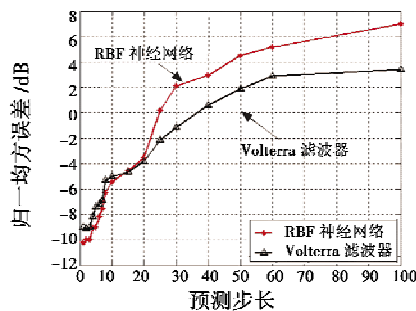


图5 RBF网络与Volterra滤波器的预测性能比较

Fig.5 Comparison of prediction performance of RBF net and Volterra filter

4 结论

根据海杂波的非线性特征,研究了采用SOVF进行建模和预测的方法,通过将二阶滤波器分解成两个一阶的线性滤波器的并行处理结构,减少了滤波器的耦合项,降低了复杂程度。同时研究了一种能够自调整的NLMS算法,提高了算法的收敛性能,减少了计算量。基于实测海杂波数据的预测实验表明使用SOVF能够建立混沌海杂波的模型,并进行良好的短期预测,为海杂波的处理验证了一种有效的方法。

参考文献

[1] LEUNG H, HAYKIN S. Is there a radar clutter attractor? [J]. Applied Physics Letter, 1990, 56(6):593-596.

[2] HE N, HAYKIN S. Chaotic modeling of sea clutter [J]. Electronic Letters, 1992, 28(22):2076-2077.

[3] 房媛媛,李亚安,崔琳,等.基于Volterra级数的自适应水声信号预测方法研究[J].兵工学报,2013,34(9):1173-1179. (FANG Y Y, LI Y A, CUI L, et al. Research on prediction of underwater acoustic signals based on Volterra adaptive filter[J]. Acta Armamentarii, 2013, 34(9):1173-1179.)

[4] 白建东,叶德谦,李春兴.混沌时间序列的Volterra级数多步预测研究[J].计算机仿真,2008,25(6):274-

276,280. (BAI J D, YE D Q, LI C X. Research on multi-step prediction of chaotic time series using Volterra series [J]. Computer Simulation, 2008, 25(6):274-276,280.)

[5] KOH T, POWERS E J. Second-order Volterra filtering and its application to nonlinear system identification [J]. IEEE Transactions on ASSP, 1985, 33(6):1445-1455.

[6] 张家树,肖先赐.用于混沌时间序列自适应预测的一种少参数二阶Volterra滤波器[J].物理学报,2001,50(7):1249-1253. (ZHANG J S, XIAO X C. A reduced parameter second-order Volterra filter with application to nonlinear adaptive prediction of chaotic time series [J]. Acta Physica Sinica, 2001, 50(7):1249-1253.)

[7] 张玉梅,白树林.基于乘积耦合Volterra模型的短时交通流预测[J].计算机应用,2012,32(3):843-846. (ZHANG Y M, BAI S L. Short time traffic flow prediction based on Volterra model using multiplication-coupled configuration [J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(3):843-846.)

[8] 孔祥玉,韩崇昭,魏瑞轩,等.一种全解耦的RLS自适应Volterra滤波器[J].电子学报,2004,32(4):687-689. (KONG X Y, HAN C Z, WEI R X, et al. A fully decoupled RLS adaptive algorithm for Volterra filters [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(4):687-689.)

[9] 宋杰,龙腾,何友.一种新的直达波干扰变步长NLMS对消算法[J].北京理工大学学报,2015,35(1):105-110. (SONG J, LONG T, HE Y. An adaptive cancellation of direct wave interference using a new variable-step-size NLMS algorithm [J]. Transactions Beijing Institute of Technology, 2015, 35(1):105-110.)

[10] TSUDA Y, SHIMAMURA T. An improved NLMS algorithm for channel equalization [J]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2002, 5(18):353-356.

[11] 徐晨曦,张贤志,陈光耦.RBF-Volterra级数非线性系统建模[J].系统仿真学报,2011,23(12):2588-2591. (XU C X, ZHANG X Z, CHEN G J. Nonlinear system modeling of RBF-Volterra series [J]. Journal of System Simulation, 2011, 23(12):2588-2591.)

[12] 赵知劲,郑晓华,尚俊娜.一种全解耦分组二阶Volterra自适应滤波算法[J].电声技术,2010,34(7):62-64,68. (ZHAO Z J, ZHENG X H, SHANG J N. A fully decoupled group second-order Volterra adaptive filter algorithm [J]. Audio Engineering, 2010, 34(7):62-64,68.)