

文章编号:1001-9014(2004)01-0055-04

## 基于神经网络的海杂波模型

林三虎, 朱红, 赵亦工

(西安电子科技大学电子工程学院模式识别与智能控制研究所, 陕西 西安 710071)

**摘要:**采用相空间重构方法构造海杂波内在动力学模型,并运用神经网络提取模型参数,通过获得的模型参数对海杂波进行预测和补偿,实现海杂波抑制的目的.对雷达采集的实际海杂波数据的实验结果表明,该方法具有较好的杂波抑制效果.

**关键词:**神经网络;海杂波;预测;噪声抑制

**中图分类号:**TN957.52 **文献标识码:**A

## MODEL FOR SEA CLUTTER BASED ON NEURAL NETWORK

LIN San-Hu, ZHU Hong, ZHAO Yi-Gong

(Institute of Pattern Recognition and Intelligent Control, School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:**The dynamic model of sea clutter based on phase space reconstruction was presented. The model parameters obtained by neural network were employed to cancel sea clutter in radar echo by prediction. Real clutter data collected by radar were used to test the model. The result illustrates good performance in sea clutter cancellation.

**Key words:**neural network; sea clutter; prediction; noise reduction

### 引言

海杂波干扰是海防预警雷达在低仰角工作时主要的噪声干扰,长期以来,一直被认为是一种纯粹的随机信号,并采用统计判决理论来进行研究和处理.为此,人们对海杂波的概率分布进行了长期的研究,提出了许多统计模型,如对数正态分布, K 分布等,通过获得的海杂波概率分布模型构造相应的雷达处理设备<sup>[1]</sup>.由于统计判决理论中关于检测概率和虚警概率之间固有的矛盾,在强海杂波和低虚警概率条件下发现弱小目标的能力有限,因此如果能够在一定程度上消除或减少海杂波的干扰,将有可能在很大程度上提高海防预警雷达的目标检测性能.

经过人们对海杂波的进一步深入研究发现,海杂波不完全是一种随机的信号,其中包含有很大程度上的确定性因素,具有混沌的许多典型特征<sup>[2,3]</sup>.由于混沌系统是一种确定性系统,是本质上可精确

预测的,至少在短时间内具有实际的可预测性,如果能够设法获得产生海杂波的内在的混沌动力学模型,就有可能通过非线性预测的方法来进行对消,将幅度较强的海杂波转换成幅度较弱的随机噪声信号.本文从这一思想出发,采用神经网络进行海杂波内在规律的学习,然后采用训练好的神经网络对海杂波进行预测和对消,取得了较好的杂波抑制效果.

本文在第 2 部分简单介绍了海杂波相空间重构的方法,在第 3 部分根据重构的相空间构造海杂波的预测方程.文章在第 4 部分介绍如何采用前向神经网络来学习预测方程,并在第 5 部分说明如何采用学习得到的神经网络来进行海杂波预测和补偿.最后在第 5 部分给出了对雷达采集的实际海杂波数据进行预测和补偿的结果.

### 1 相空间重构

海杂波是多种因素相互作用共同产物,是一

收稿日期:2002-12-16,修回日期:2003-09-11

Received Date: 2002-12-16, revised Date: 2003-09-11

基金项目:教育部科学技术研究重点项目(03154),国家自然科学基金资助项目(69982008)和国家教委优秀年轻教师基金资助项目(2000)

作者简介:林三虎(1974—),男,广东人,西安电子科技大学电子工程学院讲师,硕士,目前正在攻读博士学位,主要从事图象处理、雷达信号处理方面的研究.

个多变量的非线性系统的一种表现. 而通常我们采集到的海杂波信号是一个间隔为  $\Delta t$  的单变量的时间序列:  $x(t) = x_1, x_2, x_3, x_4, \dots$ . 该时间序列是由产生海杂波的内在的多变量非线性系统全部状态变量相互作用的结果, 若要分析其中包含的系统的全部状态变量的信息, 就要将其扩展到高维空间, 称为相空间重构, 该高维空间称为由时间序列重构出的混沌系统相空间<sup>[4]</sup>.

Takens 从理论上证明了从单变量序列重构混沌奇异吸引子相空间是可能的, 并给出了实现的 3 个步骤: (1) 计算延迟时间  $\tau$ ; (2) 计算嵌入维数  $m$ ; (3) 按间隔  $\tau$  从时间序列构成奇异吸引子轨迹向量:  $y_j = (x_j, x_{j+\tau}, \dots, x_{j+(m-1)\tau})$ .

延迟时间的作用是为重构高维相空间提供新的独立坐标, 因此  $\tau$  必须足够大, 否则每个坐标的相关性过强, 轨迹向同一方向挤压, 无法解读出轨迹包含的信息. 但是  $\tau$  又不能太大, 否则不能反映此时的动力学特性. 因此,  $\tau$  的选择只能是一个折衷的方案, 通常可以采用计算自相关函数或相互信息的方法来计算延迟时间  $\tau$ . 由于自相关函数只考虑了线性相关性, 而相互信息不但考虑了线性相关性, 而且考虑了非线性相关性, 从而更准确的表明了两个坐标之间的独立性, 因此本文采用计算相互信息的方法来计算特征延迟时间, 选取相互信息的第一个最小值点作为延迟时间<sup>[5]</sup>.

正确计算嵌入维数是很重要的一环: 嵌入维数过低, 会将空间中相隔很远的点投影成为邻近点, 从而不能正确反映原系统的动力学特性; 嵌入维数过高, 重构相空间自由变量增加, 会大大地增加计算时间, 浪费存储和计算资源. 为了确保嵌入维数计算的正确性, 我们分别采用 Grassberger 和 Procacia 提出的相关维数法<sup>[6]</sup> 和 Henry D. I. Abarbanel 和 Matthew B. Kennel 提出的伪邻近点方法<sup>[7]</sup> 进行计算, 共同作为嵌入维数的确定.

## 2 构造海杂波预测方程

通过重构相空间我们得到了海杂波混沌动力系统在重构相空间中的一条轨迹, 该轨迹正是产生海杂波的内在非线性系统状态转移方程  $F$  的一个样本:

$$y_{i+1} = F(y_i) \quad (6)$$

$$\text{该方程可以改写为 } (x_{i+\tau}, x_{i+2\tau}, \dots, x_{i+m\tau}) = F(x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}). \quad (7)$$

观察式(7)可以看出,  $x_{i+m\tau}$  与等式右边的所有

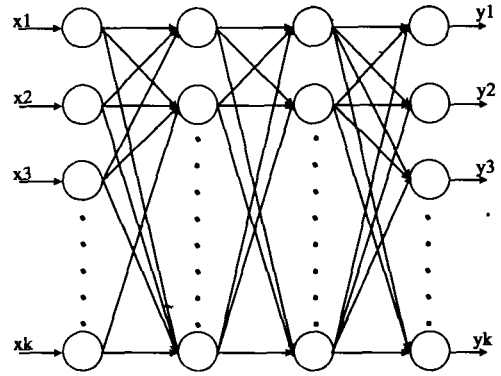


图1 多层前向神经网络

Fig. 1 Multi-layer feedforward neural network

自变量有关, 即:

$$x_{i+m\tau} = f(x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}). \quad (8)$$

式(8)实际上就是海杂波的预测方程. 如果能够获得该预测方程的表达式, 就能够使用该预测方程进行海杂波的预测, 从而实现海杂波对消和抑制的目的.

S. Haykin 提出用下面的式子来作为预测方程<sup>[8]</sup>:

$$x_{i+m\tau} = f(x_i, x_{i+1}, x_{i+2}, \dots, x_{i+m\tau-1}). \quad (9)$$

式(9)的等号右边包含了式(8)等号右边的所有变量, 并增加了一些过去的变量. 尽管采用式(9)会增加计算的复杂性, 但是考虑到增加的变量能够提供系统更多的信息, 使之具有更大的灵活性和函数概括的能力, 我们还是采用它作为实际预测函数.

## 3 神经网络学习预测方程

要获得式(9)的解析表达式是几乎不可能的, 但是我们拥有海杂波的时间序列, 该序列构成了式(9)的一些样本, 可以通过从这些样本来估计该预测函数. 我们采用多层前向神经网络来完成这个估计任务, 因为它是一个通用的函数估计器, 并且理论上已经证明, 具有两个隐层的神经网络可以逼近任何形式的函数.

常用的前向网络有径向基网络(RBFN)和感知器(MLP), S. Hayin 指出, 对于一个 RBFN, 总存在一个能够实现相同功能的 MLP, 反之亦然<sup>[9]</sup>. 因此如果数据是非线性可预测的, 那么采用 RBFN 和 MLP 都可以用来提取其系统的预测方程, 在本文的实验中采用了 MLP. 为了防止 MLP 在学习高度非线性的数据时学习速度太慢, 我们采用非线性函数 (sigmoid) 作为神经元响应函数:

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x+h}} \quad (10)$$

考虑到 sigmoid 函数输出的数值范围为[0 ~ 1]之间,而实际的海杂波数据动态范围可能在此之外,因此我们在训练之前,先将数据进行一个线性变换,转换到[0.1 ~ 0.9]之间,这个变换同时也能够在一定程度上避免 sigmoid 函数在平坦区时对训练产生的不利影响。

从预测方程式(9)可以看出,该神经网络需要有  $m$  个输入单元,1 个输出单元,但没有信息来提供中间层神经元的个数。如果隐层神经元个数太少,网络可能无法学习到目标函数;但是如果隐层神经元个数太多,计算量将大大增加,还可能产生过学习状态,同样不能达到学习目标函数的目的。因此,隐层神经元的个数通常通过实验的方法来确定。

我们采用有监督的学习方法来训练神经网络,使下面的误差达到最小:

$$E = \frac{\sum_i^n (x_i - \bar{x}_i)^2}{\sum_i^n x_i^2} \quad (11)$$

其中  $x_i$  为样本值, $\bar{x}_i$  代表网络输出值, $n$  代表样本个数。

给定一个小的正数  $k$ ,当误差  $E < k$  时,终止学习。如果算法在给定的训练次数之内训练误差满足要求,则训练成功,否则训练失败。

#### 4 海杂波预测和对消

一旦网络得到训练,就可以用来对海杂波进行预测和对消。预测可以有 2 种方法:一步预测和自主预测。一步预测指在每次使用式(9)进行预测时,式子右边采用海杂波信号的观测值,而自主预测则采用先前预测得到的预测值来进行下一步的预测。由于混沌系统的特点,采用自主预测的误差将必定随着时间以指数的速度迅速地增大,所以我们采用一步预测以保持具有足够的预测精度。

海杂波的对消采用下面的方法:

$$\text{error}(n) = \bar{x}_n - x_n \quad (12)$$

其中, $\bar{x}_n$  代表网络预测值。

如果神经网络经过训练确实获得了海杂波内在动力学模型,并且预测具有一定的精度,那么误差  $\text{error}(n)$  将变为幅度较小的信号,这正是我们所希望的。

为了评估海杂波对消的性能,定义平均补偿率

$\rho$  如下:

$$\rho = 1 - \frac{\text{var}(\text{error}(n))}{\text{var}(x(n))} \quad (13)$$

其中, var 表示取方差。

#### 5 实验及结果

我们首先对实验数据作一个说明。我们使用的实验数据是海面雷达采集的实际海杂波数据,雷达工作在低仰角凝视状态,记录的海杂波数据是距离范围 3210 ~ 3240m 之间雷达回波信号的时间序列。

雷达工作的相关参数如下:

极化方式:VV 极化

脉冲宽度:200nS

脉冲重复频率:1kHz

距离:3210 ~ 3240m

数据长度:60000

对海杂波数据进行分析我们得到嵌入维数  $m = 7$ ,延迟时间  $\tau = 4$ 。

我们采用具有两个隐层的感知器进行学习和预测,包含 28 个输入单元,每个隐层采用 10 个神经元,输出层含有一个神经元。

我们采用 1000 个样本进行训练,最大允许误差  $k = 0.001$ ,网络最后成功得到训练,训练结果(如图 2 所示)显示在各时刻的误差都表现为很小的值。

我们用训练完成后的网络对紧随其后的 43000 点进行一步预测,结果如图 3。从图中可以看出,预测误差一直很小,即使在 16000,24000 点等信号变化特别剧烈的地方,仍然保持了较小的预测误差。在时间间隔数十秒之后,预测误差同样也很小,说明产生海杂波的内在非线性系统参数不随时间而变化,或者是时间缓变的,表明运用本方法来实现海杂波的抑制具有一定的实用性。根据式(13)计算,平均补偿率  $\rho = 98.3\%$ 。

从上面实际数据仿真实验结果可以看到:采用本文提出的基于神经网络的海杂波抑制方法后,海杂波干扰明显的减小了,海杂波功率在总体上降低了 50 倍以上,信噪比提高了 17db 以上,从而能够检测淹没在原始海杂波中的弱小目标信号。

#### 6 结语

本文采用相空间重构的方法构造海杂波模型,运用神经网络成功的提取了模型参数。通过雷达采集的实际海杂波数据实验表明,使用该模型来抑制海杂波干扰是有效的。该方法一旦获得了模型参数,

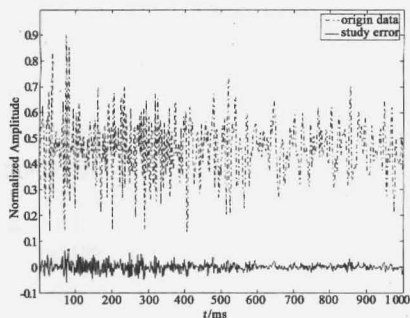


图2 海杂波学习结果  
Fig.2 Study of sea clutter

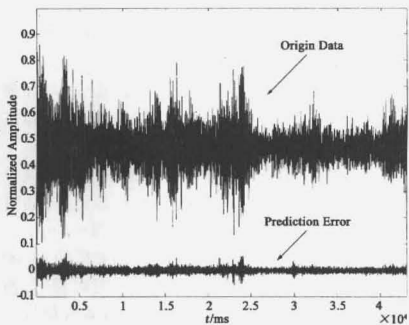


图3 海杂波预测结果  
Fig.3 Prediction of sea clutter

在海杂波对消过程中运算量很小,因此适合工程实现.该方法的进一步研究可以有以下几个思路:

研究不同海况对海杂波模型的影响.由于海面起伏可以从几米到几十米,尚不能肯定复杂的海况

是否能够用相同的模型参数来表述.如果不能,考虑到海况的变化是相对较慢的过程,可以尝试采用边学习边预测的方法来自适应的修正模型参数,使之符合海况的变化.

研究不同方向上海杂波模型的关联性.本文的实验中雷达工作在凝视状态下,处理的数据是同一块海面区域的反射回波,由于实际雷达总是工作在扫描方式下,此时接收到的数据实际上是不同方向上的海面反射回波.如何消除扫描对该方法的影响,是一项值得研究的工作.

## REFERENCES

- [1] Xiao Bo Li, Simon Haykin. Detection of signal in chaos [J]. *Proceedings of IEEE*, 1995, **83**(1): 95—122
- [2] Leung H, Haykin S. Is there a radar clutter attractor [J]. *Appl. Phys. Lett.*, 1990, **56**(6): 592—595
- [3] Nan He, Simon Haykin. Chaotic modeling of sea clutter [J]. *Electronics Letters*, 1992, **28**(22): 2076—2077
- [4] Abarbanel H D I, Frison T W, Tsimring L S. Obtaining order in a world of chaos [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1998, **15**(3): 49—65
- [5] Fraser Andrew M, Swinney Harry L. Independent coordinates for strange attractors [J]. *Physical Review A*, 1986, **33**(2): 1134—1140
- [6] Kennel M B, Brown R, Abarbanel H D J. Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction [J]. *Phys. Rev. A*, 1992, **45**(6): 3403—3411
- [7] Abarbanel H D I, Kennel M B. Local false nearest neighbors and dynamical dimensions from observed chaotic data [J]. *Phys. Rev. E*, 1993, **47**(5): 3057—3068
- [8] Haykin S. Radar clutter attractor: implications for physics, signal processing and control [J]. *IEEE Proc. - Radar, Sonar Navig.*, 1999, **146**(4): 177—188
- [9] Cowper M R, Mulgrew B, Unsworth C P. Investigation into the use of nonlinear predictor networks to improve the performance of maritime surveillance radar target detectors [J]. *IEEE Proc. - Radar Sonar Navig.*, 2001, **148**(3): 103—111