

海底混响中基于前后向预测模型的信号检测

姜可宇, 蔡志明, 陆振波

(海军工程大学电子工程学院, 湖北武汉 430033)

摘要: 提出了一种基于径向基函数神经网络的具有更高建模精度的前后向预测模型, 并用该模型对海底混响时间序列进行建模, 以模型对于声纳接收信号的一步预测误差作为检验统计量, 检测海底混响中的微弱目标回波信号. 对湖试单频波束数据的处理结果表明, 前后向预测模型对于波束信号包络的归一化预测误差比前向预测模型小约1个数量级, 两种预测模型对于波束信号包络的预测误差都可以用作检验统计量, 较好地检测出混响中的目标回波.

关键词: 混响; 径向基函数神经网络; 信号检测

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2007)09-1766-04

Forward and Backward Prediction Model Based Signal Detection in Sea Bottom Reverberation

JIANG Ke-yu, CAI Zhi-ming, LU Zhen-bo

(Electrical Engineering College, Naval University of Engineering, Wuhan, Hubei 430033, China)

Abstract: A forward and backward prediction model with higher accuracy based on radial basis functions(RBF) neural networks was proposed and used to model sea bottom reverberation. The one step prediction error of the prediction models was used as the statistics for weak echoes detection. The results for envelopes of single frequency reverberation in lake trails show that, the defined prediction error of the forward and backward prediction model for that is about 10 lower than that of the forward prediction model, and the prediction error of both prediction models can be used as statistics for the detection of weak echoes in reverberation.

Key words: reverberation; RBF neural network; signal detection

1 引言

强海底混响背景下的静止小目标检测一直是探雷声纳信号处理的一个难题, 研究的热点主要集中在空间滤波处理、新的信号处理算法及抗海底混响波形设计等方向上. 由于沉底目标或掩埋目标这样的海底目标尺度一般比较小, 运用空间滤波的方法可以充分抑制海底混响干扰. 探雷声纳往往都采用较高的工作频率来获得高的空间分辨率及空间滤波增益. 如果空间滤波后的目标回波信混比足够大, 则可以运用常规的检测方法对目标回波进行有效检测. 但对掩埋目标或较远距离的沉底目标检测来说, 空间滤波后的目标回波信混比可能仍然较小. 对于探雷声纳信号处理, 基于时频分析的检测方法^[1]、基于多尺度特征的检测方法^[2]等现代信号处理技术是目前研究的热点.

在雷达领域, S. Haykin^[3]和 Henry Leung^[4-6]等人针对应用混沌理论检测海杂波中小目标的问题作了相当

深入的研究, 运用 RBF 神经网络建立了海杂波的预测模型, 并用“预测抵消”的方法来检测海杂波中的微弱目标信号取得了较常规检测方法更好的效果.

海底混响是海底界面声反向散射的总和, 其中包含了丰富的海底信息. 对于窄带信号来说, 混响包络包含了一定程度的海底信息. 在一定范围内, 均匀海底界面的声散射特性比较接近, 混响包络可以按照一定的模型来建模, 并据此对前方一定距离内的接收信号进行预测. 如果预测范围内的海底界面散射特性与建模范围内的基本一致, 则混响时间序列的预测误差应该比较小; 如果在预测范围内有一块散射特性与众不同的区域或目标存在, 则接收信号可能会呈现出不同的变化规律, 导致模型的预测误差增大. 如果对混响包络进行高精度的建模, 则以模型的预测误差作为检验统计量, 可用于微弱目标回波的检测.

本文在 RBF 神经网络前向预测模型的基础上提出一种具有更高建模精度的前后向预测模型, 以这两种预

测模型对单频窄带海底混响包络进行建模, 以模型对于接收信号的一步预测误差作为检验统计量, 检测海底混响中的微弱目标回波信号。

2 基于 RBF 神经网络预测模型的信号检测器

2.1 RBF 神经网络模型

RBF 网络是一种前馈式神经网络, 对非线性函数具有最佳逼近和全局最优的性能^[7], 其拓扑结构如图 1 所示。该网络输入层有 N 个节点, 输入矢量 $X^T = (X_1, X_2, \dots, X_N)$, 隐层有 C 个节点, 每一个节点都与输入层的 N 个节点相连接, 输出层有 M 个节点, 每一个节点都与隐层的 C 个节点按一定权值相连接。由于隐层节点的基函数 $R_i(X)$ 是非线性的, 因此从输入空间到隐层空间的变换是非线性的。该基函数 $R_i(X)$ 有多种选择, 最常用的是高斯型函数, 每个隐层节点的输出表示为

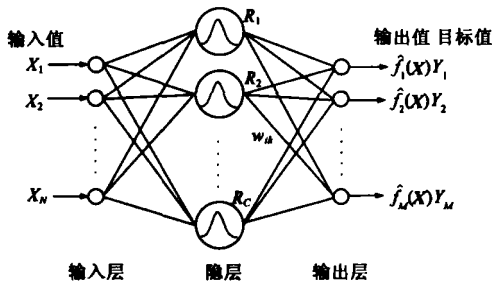


图 1 RBF 神经网络拓扑图

$$R_i(X) = \exp\left[-\frac{\|X - c_i\|^2}{\sigma_i^2}\right] \quad (1)$$

式中 X 是输入模式, c_i 是隐层空间第 i 个节点的中心, σ_i^2 表示第 i 个节点的方差。从隐层空间到输出空间的变换是线性的, 输出层第 k 个节点的输出表示为

$$f_k(X) = \sum_{i=1}^C w_{ik} R_i(X), \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

其中 w_{ik} 为第 i 个隐层节点到第 k 个输出节点的权值, 组成权矢量表示为 W_k^T 。输出层节点个数 M 可以是多个, 也可以是 1 个。

RBF 神经网络的训练算法有种种, 一般将其训练分为独立的两步: 第一步, 确定隐单元个数, 并为每个隐层节点选择适当的中心矢量 c_i 及方差 σ_i^2 , 训练方法一般是非监督学习, 如 K-Means 方法^[8]、基于自组织映射神经网络的方法^[7]等; 第二步, 调整隐层节点到各个输出节点的权矢量 W_k , 使得输出值 $f_k(X)$ 与期望值 Y_k 的误差达到最小, 一般用最小二乘法解出该权矢量。

假设用 N_L 个输入-输出数据 $\{(X(n), Y_k(n)); n \in [1, N_L]\}$ 对函数 $f_k(X)$ 进行拟合, 模型建立后, 用 N_T 个输入-输出数据 $\{(X(n), Y_k(n)); n \in N_L + 1, N_L + 2, \dots, N_L + N_T\}$ 来对所建立的模型进行检验。定义模型的归一化拟合误差 Δ_f 和归一化预测误差 Δ_p 分别为

$$\Delta_f = \log_{10} \frac{\frac{1}{N_L} \sum_{n=1}^{N_L} [f_k(X(n)) - Y_k(n)]^2}{\text{Var}\{Y_k(n); n = 1, 2, \dots, N_L\}} \quad (3)$$

$$\Delta_p = \log_{10} \frac{\frac{1}{N_T} \sum_{n=N_L+1}^{N_L+N_T} [f(X(n)) - Y_k(n)]^2}{\text{Var}\{Y_k(n); n = N_L + 1, N_L + 2, \dots, N_L + N_T\}} \quad (4)$$

其中 $\text{Var}\{Y_k(n)\}$ 表示时间序列 $\{Y_k(n)\}$ 的方差。

2.2 基于 RBF 神经网络的前后向预测模型

Henry Leung^[4-6]等在对时间序列 $x(n)$ 建模时, 只利用了时刻 n 之前的若干个数据, 这种模型称为前向预测模型。但在已经得到足够长数据的情况下, 时间序列预测模型的建立还可以利用时刻 n 之后的若干个数据, 这类似于线性滤波中的平滑处理, 同时利用预测时刻 n 前后若干个数据, 有可能对系统在 n 时刻的状态给出更准确的描述。当用 RBF 神经网络来建立时间序列 $x(n)$ 的预测模型时, 前向预测模型和前后向预测模型的结构如图 2 所示。

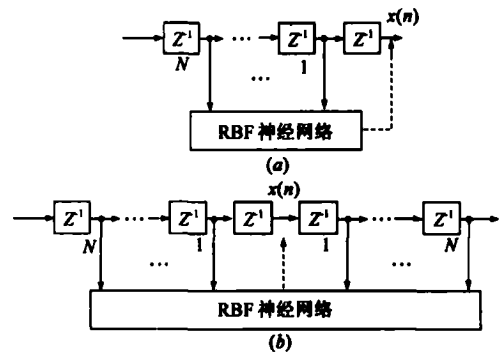


图 2 时间序列的前向预测模型 (a) 和前后向预测模型 (b)

2.3 检测器

用基于 RBF 神经网络的预测模型来对混响背景建模, 则该预测模型在一定精度上拟合了混响背景的变化规律。如果有一目标回波信号叠加到混响背景上, 则根据纯混响背景建立的预测模型对于目标回波段会有较大的预测误差, 用模型对于接收信号的预测误差作为检验统计量即可实现对目标回波的检测。

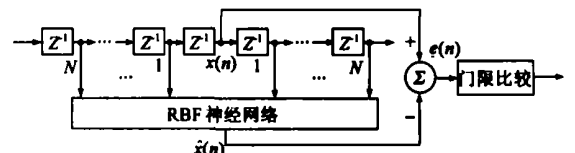


图 3 基于 RBF 神经网络前后向预测模型的检测器结构示意图

基于 RBF 神经网络预测模型的检测器结构如图 3 所示。考虑到混响变化规律的短时稳定性, 模型训练好后的预测集大小 N_T 可以大于 1, 即可以对接收信号进行“分块处理”, 其具体流程如下:

(1) 确定 RBF 神经网络的输入层节点数 N 、训练集大小 N_L 、预测集大小 N_T ;

(2) 从接收数据 $x(n)$ 的起点开始截取一段长为 N_L 的数据, 构造训练集, 用于训练 RBF 神经网络;

(3) 在训练集之后紧接着截取一段长为 N_T 的数据, 构造预测集, 并用训练好的 RBF 神经网络对预测集进行预测, 得到接收数据的预测序列 $\hat{x}(n)$;

(4) 将接收数据 $x(n)$ 与预测序列 $\hat{x}(n)$ 相减, 得到预测误差序列 $e(n)$, 与设定门限比较后输出检测结果;

(5) 如果接收数据长度大于 $N_L + N_T$, 则返回到第 2 步, 重复 2~4 步, 直到所有接收数据处理完毕。

3 湖试数据处理

3.1 湖试数据

本文所用混响数据来自于一次湖试. 试验地点为松花湖, 粗沙底质. 实验中, 收发换能器及目标等分布情况如图 4 所示. 收发换能器距湖底 1m, 距水面 1m, 目标为一工业氧气瓶, 处于 5.56m 深处的湖底, 距收发换能器约 34m. 发射阵由直径为 5cm 的 16 个阵元并列排成 2 排, 而接收阵由直径为 5cm 的 16 个阵元密排成 1 排. 发射单频脉冲信号的中心频率为 20kHz, 脉宽为 0.2ms. 接收信号采样频率为 108kHz. 在工作频率为 20kHz 时, 发射阵的法线方向波束宽度约为 9.4° , 接收阵的法线方向波束宽度约为 5° . 16 路阵元域信号分别经带通滤波、能量归一等预处理后, 通过常规波束形成得到 -15° 到 15° 方向的 31 个波束信号, 相邻波束间隔 1° , 0° 对应接收阵的法线方向. 经预处理后的 -15° 波束输出信号的某段样本如图 5 所示.

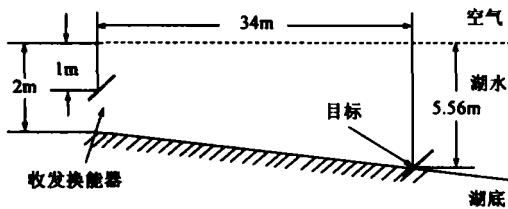


图 4 收发换能器及目标分布图

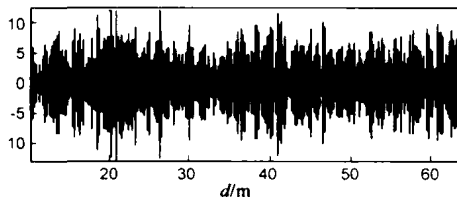


图 5 -15° 波束输出信号

3.2 混响包络的预测

下面比较基于 RBF 神经网络的前后向预测模型和前向预测模型对于混响包络的归一化拟合误差和归一化预测误差. RBF 神经网络的输入矢量 $X(n) = (x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1))$, 输入层节点数 N 和隐层节点数 C 可以根据实际的拟合误差和预测误差来选定. 考虑到海底混响包络数据的非平稳性, 取 $N_L = 800$,

$N_T = 800$, 根据式(3)、式(4)分别估计出两种模型在该数据段的归一化拟合误差 Δ_f 和归一化预测误差 Δ_p .

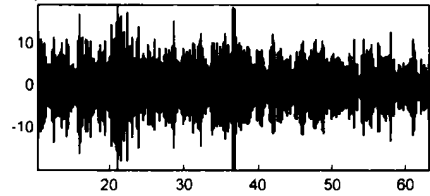
在 -15° 波束信号包络的不同数据段将该实验重复 5 次, 得到归一化拟合误差和归一化预测误差的均值如表 1. 从该表可以看出, 基于 RBF 神经网络的前后向预测模型对于波束信号包络的归一化拟合误差和归一化预测误差都比前向预测模型小, 说明对于波束信号包络前后向预测模型比前向预测模型具有更高的建模精度.

表 1 两种模型对于波束信号包络的建模精度

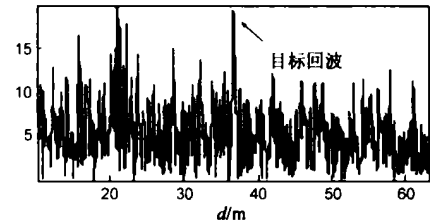
模型	归一化拟合误差	归一化预测误差
前向预测模型	-3.90	-3.61
前后向预测模型	-5.75	-4.43

3.3 混响中的目标回波检测

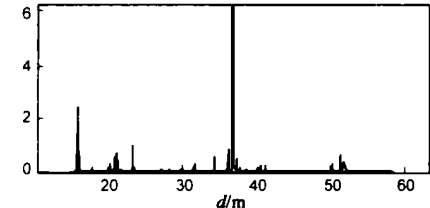
实验中接收波束宽度约为 5° , 目标置于接收阵法线方向, 因此目标回波在 $-2.5^\circ \sim 2.5^\circ$ 波束中都有较高的信混比, 为检验论文所提检测方法对于弱目标回波的检测有效性, 采用 -5° 波束输出信号. 由于接收波束宽度约为 5° , 在 -5° 波束信号中也包含信混比较小的目



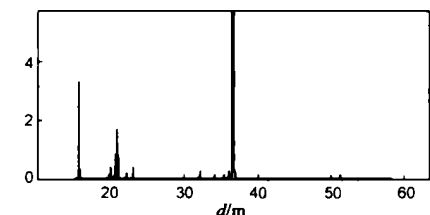
(a) 波束输出信号



(b) 波束输出信号包络



(c) 前向预测模型对于波束信号包络的预测误差序列



(d) 前后向预测模型对波束输出信号包络的预测误差序列

图 6 -5° 波束信号的实包络及基于 RBF 神经网络的单步预测误差序列

标回波. 下面用基于两种预测模型的检测器来检测该波束输出信号中的目标回波, 波束信号包络如图 6(b) 所示, 在 36m 左右有一目标回波. 取神经网络输入层节点数 $N=4$, 训练集大小 $N_L=800$, 预测集大小 $N_T=800$, 按 2.3 节中的流程对波束信号包络进行“分块处理”, 前后向预测模型和前向预测模型对于波束信号包络的误差绝对值序列分别如图 6(c)、6(d) 所示. 可以看出, 两种模型对于目标回波的误差都比较大, 对于混响的误差相对较小, 而且在 20m 左右的强混响在检测处理中得到了较大幅度的抑制. 如果以模型对于波束域信号包络的误差序列作为检验统计量, 则相同检测概率下的虚警概率将下降很多. 尽管前后向预测模型对于波束域信号包络具有比前向预测模型更高的建模精度, 但从两种模型的误差序列来看, 两者对于目标回波的检测效果基本相当. 由于受实验数据样本个数所限, 不能给出基于 RBF 神经网络的检测器 ROC 曲线, 但从检验统计量输出序列来看, 检测输出信混比的改善是显而易见的.

4 小结

本文首先给出了一种基于 RBF 神经网络的前后向预测模型, 比较了前后向预测模型和前向预测模型对于海底混响的建模精度, 然后以这两类预测模型对海底混响进行建模, 以模型对于接收信号的一步预测误差作为检验统计量, 检测海底混响中的微弱目标回波信号. 对湖试单频混响数据的建模及混响中目标回波检测结果表明, 前后向预测模型对于波束信号包络的归一化预测误差比前向预测模型小约 1 个数量级, 两种预测模型对于波束信号包络的预测误差都可以用作检验统计量, 较好地检测出混响中的目标回波, 检测输出信混比有明显改善. 湖试数据处理中发现基于 RBF 神经网络的检测器性能对网络输入层节点个数 N 、隐层节点个数 c 、训练数据长度 N_L 等参数比较敏感, 这些参数的选取原则尚需利用大量的实验数据来进一步分析

和研究.

参考文献:

- [1] 梁国龙, 生雪莉. 基于 WVD-HT 的宽带调频信号检测技术研究[J]. 电子学报, 2004, 32(12): 1941- 1944.
Liang Guo long, Sheng Xue li. Research based on WVD-HT for LFM detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(12): 1941- 1944. (in Chinese)
- [2] 李军, 侯朝焕. 基于多尺度特征的匹配滤波处理[J]. 声学学报, 2004, 29(4): 313- 318.
- [3] Simon Haykin and Xiaobo Li. Detection of signals in chaos [J]. Proceedings of the IEEE, 1995, 83(1): 95- 122.
- [4] Henry Leung, et al. Chaotic radar signal processing over the sea [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1993, 18(3): 287- 295.
- [5] Henry Leung, et al. Signal detection using the radial basis function coupled map lattice[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 2000, 11(5): 1133- 1151.
- [6] Henry Leung, et al. Detection of small objects in clutter using a GA-RBF neural network [J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(1): 98- 118.
- [7] Simon Haykin. Neural Networks: A Comprehensive Foundation [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001.
- [8] Moody J, et al. Fast learning in networks of locally tuned processing units[J]. Neural Computation, 1989, 1(2): 281- 294.

作者简介:

姜可宇 男, 1974 年 8 月生于湖南省沅江市, 现为海军工程大学电子工程学院水声教研室讲师, 在读博士生. 目前主要从事水声信号处理、混沌信号处理等研究. E-mail: jiangky828@163.com

蔡志明 男, 1962 年 11 月生于福建省福州市, 现为海军工程大学教授、博士生导师, 第六届中国声学学会理事. 主要从事水声信号处理、混沌信号处理、水声战术研究等方面的教学和研究工作. 在国内外发表学术论文 50 余篇. E-mail: zmc@jlonline.com

陆振波 男, 1978 年 3 月生于安徽省, 现为海军工程大学博士生. 研究方向为混沌信号处理、水声信号处理、信号识别等.

E-mail: luzhenbo@sina.com