

谐振区雷达目标识别的模块化神经网络方法¹

姜文利 邹燕明 柯有安

(北京理工大学电子工程系 北京 100081)

摘要 本文研究了基于模块化神经网络的谐振区雷达目标识别方法,该方法先用 BP 网络进行波形预测,再用最大后验概率准则或修正最小平方误差准则进行分类。通过计算机模拟,证实了该方法有较好的识别性能,且对信号留数变化,即目标的姿态变化不敏感。另外,该方法还具有实现简单,结构扩展方便等优点。

关键词 模块化,集成,神经网络,目标识别, BP 网络

中图分类号 TN957.7, TN-052

1 引言

雷达目标识别是当前雷达研究领域中的一个热点问题。对于谐振区雷达目标回波的后期响应,由 SEM 方法得到了回波信号极点对目标姿态不敏感的重要结论。这一结论成为谐振区雷达目标识别的理论基础。波形综合法是发展得较为成熟的一种目标识别方法。近年来,随着神经网络研究的不断深入,它在模式识别和分类中得到了广泛的应用,不断有人将其应用于雷达目标识别中。神经网络中应用最广泛的是 BP 网络。为提高学习速度和训练效果,人们做了不懈的努力,对 BP 算法提出了许许多多的改进方法,如双 BP 算法、共轭梯度方法^[1]等等。另一方面,在实用化的神经分类器结构设计过程中,模块化思想日益受到人们的重视。分类器不再是一个单一的集成网络^[2,3],而是由多个按功能划分的模块组合而成^[4-6]。模块化结构愈来愈多地在分类系统中得到应用。本文提出了一种模块化神经网络预测分类系统,用于谐振区雷达目标识别。该方法具有姿态不变性,具有较好的抗噪声能力;模块网络简单,扩充性好,易实现。

2 模块化识别系统的基本结构

本文所述目标识别系统由预测和分类两个层次组成,如图 1 所示。其中预测部分由 K 个模块组成,它们分别对应于不同的目标,将整个模式空间划分成 K 个子空间。每一模块即一个神经预测器,由一个单隐层、单一输出节点的 BP 网络组成,所有预测模块结构相同。分类部分根据最大后验概率准则 (MAP, maximum a posteriori) 或修正最小平方误差准则等对目标进行分类。

3 神经预测网络

对谐振区雷达目标后期响应采样得到一时间序列,不同时刻的采样值之间存在着一种确定性的关系,满足预测模型如 AR 模型^[7]等,可以对其进行前向或后向预测。本文用 BP

¹ 1997-01-23 收到, 1997-10-07 定稿

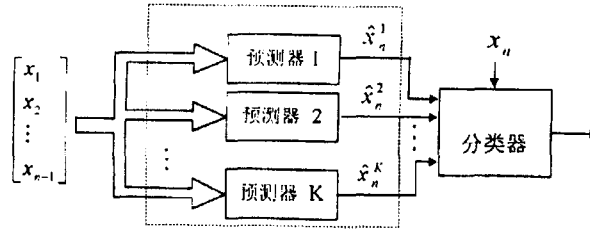


图1 分层识别系统框图

网络作为预测器。每一目标 $\theta_k (k = 1, 2, \dots, K)$ 对应于一个神经预测器。BP 网络分别用各自对应的目标所产生的后期响应时间序列进行训练, 用 $1, 2, \dots, n-1$ 时刻的采样值预测 n 时刻的取值。对于具体目标而言, 其预测关系是特定的, 且与目标姿态无关。在此基础上构造的识别特征具有姿态不变性。每一网络结构简单, 训练时间短, 各网络的操作可以并行实现。当目标集 Θ 中增加新的目标时, 识别系统的结构变化很小, 只要在预测部分增加相应的预测器即可。各预测模块之间是相互独立的, 无需对原有预测器重新训练, 而只要对新增的预测器进行训练即可。单个网络的复杂度不变。任务分解使得神经网络结构简单, 训练容易, 也使得其过拟合 (overfitting) 的机会减小, 推广能力提高。

4 分类准则

4.1 最大后验概率 (MAP) 分类准则

设目标集为 $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_k\}$, 未知目标 T 的后向散射信号为 $x_n (n = 1, 2, \dots)$ 。目标识别的任务是根据 $x_n (n = 1, 2, \dots)$ 确定 T 在 Θ 中的对应元素。

设 n 时刻关于 T 的估计为 \hat{T}_n 。令

$$p_n^k(x_1, \dots, x_n) = \Pr ob(\theta_k | x_1, \dots, x_n), \quad k = 1, 2, \dots, K; \quad n = 1, 2, \dots \quad (1)$$

$p_n^k(x_1, \dots, x_n)$ 简记为 p_n^k 。零时刻目标的先验概率为 p_0^k :

$$p_0^k = \Pr ob(\theta_k | \text{at } n = 0), \quad k = 1, 2, \dots, K. \quad (2)$$

假定目标等概率出现, 则 $p_0^k = 1/K (k = 1, 2, \dots, K)$ 。 $p_n^k (k = 1, 2, \dots, K)$ 即 n 时刻目标 θ_k 出现的条件后验概率, 则 \hat{T}_n 可由下列最大后验概率准则确定:

$$\hat{T}_n = \arg \max_{\theta_k \in \Theta} p_n^k.$$

条件后验概率 $p_n^k (k = 1, 2, \dots, K; n = 1, 2, \dots)$ 的递推公式如下^[6,8]:

$$p_n^k = \frac{\Pr ob(x_n | x_1, \dots, x_{n-1}; \theta_k) p_{n-1}^k}{\sum_{j=1}^K \Pr ob(x_n | x_1, \dots, x_{n-1}; \theta_j) p_{n-1}^j}, \quad k = 1, 2, \dots, K; \quad n = 1, 2, \dots \quad (3)$$

其中

$$\Pr ob(x_n | x_1, \dots, x_{n-1}; \theta_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} \exp\left(-\frac{(x_n - \hat{x}_n^k)^2}{2\sigma_k^2}\right). \quad (4)$$

σ_k^2 为预测器 k 的均方误差。

在不同时刻 n ，分类结果 \hat{T}_n 可能不同，此时可以取出现次数最多的分类结果作为最终决策。

正确分类有赖于 σ_k 的准确估计，可以通过一定的方法来提高其估计精度^[9]。

4.2 最小平方误差分类准则

最小平方误差准则，即

$$\hat{T}_n = \arg \min_{\theta_k \in \Theta} \sum_{j=1}^n (x_j - \hat{x}_j^k)^2, \quad (5)$$

其中 \hat{x}_j^k 为预测器 k (对应于目标 θ_k) 关于 x_j 的预测值。

4.3 修正最小平方误差准则

对噪声的影响进行修正，有下列修正最小平方误差准则：

$$\hat{T}_n = \arg \max_{\theta_k \in \Theta} \left[\sum_{j=1}^n (x_j - \hat{x}_j^k)^2 - n(\sigma_k^n)^2 \right], \quad (6)$$

其中 σ_k^n 表示噪声单独作用于预测器 k 时产生的预测均方根误差^[9]。

5 仿真实验

5.1 实验模拟

实验中用到的待识别信号是由已知的五种飞机的极点模型产生的 (这五种飞机模型的尺寸和主要极点参见文献 [2])。考虑到信号波形是由极点及其对应留数共同决定的，在本文中使用了三个样本集合：训练样本集合、测试样本集合 (1)、测试样本集合 (2)。其中训练样本集合共有五个信号，每个信号对应于一种目标的后期响应。其中每一信号的三对极点对应的留数均相同，即三对极点的留数之间的比例关系为 1:1:1。测试样本集合 (1) 共有 20 个回波信号，每种飞机模型对应 4 个回波信号，各回波中三对极点对应的留数之间的比例关系分别为 1:2:3、2:3:1、3:2:1 和 2:2:1。测试样本集合 (2) 也有 20 个回波信号，每种飞机模型的 4 个回波中三对极点对应的留数比例分别为 11:2:3、6:15:4、5:9:18 和 12:2:11。测试样本集合 (1) 中留数变化幅度较小，测试样本集合 (2) 中留数变化幅度较大。留数的变化反映了目标姿态的变化。

分类器的预测部分由五个相同的 BP 网络组成。分类试验中，取训练样本集合中的五种飞机模型的样本数据分别训练各自对应的预测网络。鉴于 BP 网络良好的函数逼近能力，以及谐振区雷达目标后期响应数据特点，我们认为 K 个网络经训练可以达到相同或近似相等的预测精度，即有 $\sigma_k \approx \text{const}(k = 1, 2, \dots, K)$ 成立。

为了作性能比较，本文还构造了一个集成神经网络。它是一个单隐含层的前向神经网络，其输入、隐含和输出层节点数目分别为 100、20 和 5。用训练样本进行训练，直到 RMS 误差小于 0.01 为止。

5.2 实验结果分析

对于谐振区雷达目标识别问题，文献 [2] 研究了基于极点的最小距离分类和集成神经网络分类方法。基于极点的最小距离分类，即首先从目标后向散射信号中提取极点，然后与极点模板进行比较，由距离最小者确定目标的归属。集成神经网络分类器由单一的一个 BP 网

络组成, 其输入层一般要求有比较多的节点, 网络结构比较复杂, 规模比较大。所谓集成表示系统结构上的不可分割, 在目标集 θ 中增加新的目标时, 整个网络必须重新训练。随着目标种类的增加, 网络的结构复杂度迅速增大。研究表明^[2] 集成神经网络方法的分类性能优于基于极点的最小距离分类方法, 特别是在低信噪比的情况下。

不同信噪比情况下, 本文提出的目标识别方法和基于集成神经网络的分类方法对于测试样本集合(1)的识别性能如图 2(a) 所示。集成神经网络的性能好于本文的方法。但是基于集成神经网络的分类方法在本质上有缺点: (1) 该网络对信号留数变化较为敏感, 即会忽视留数绝对值较小的极点在信号识别中的作用; (2) 对输入波形需要进行时间配准。而本文的方法则无此问题。图 2(b) 中的曲线描述了这两种方法对于测试样本集合(2)的识别性能。图中显示集成神经网络甚至在高信噪比下亦不能正确识别样本集合中的某些信号。图 2 中的曲线还表明: 对于模块化分类器的两种分类准则, 修正的最小平方误差分类法的性能要好些, 并且计算简单。

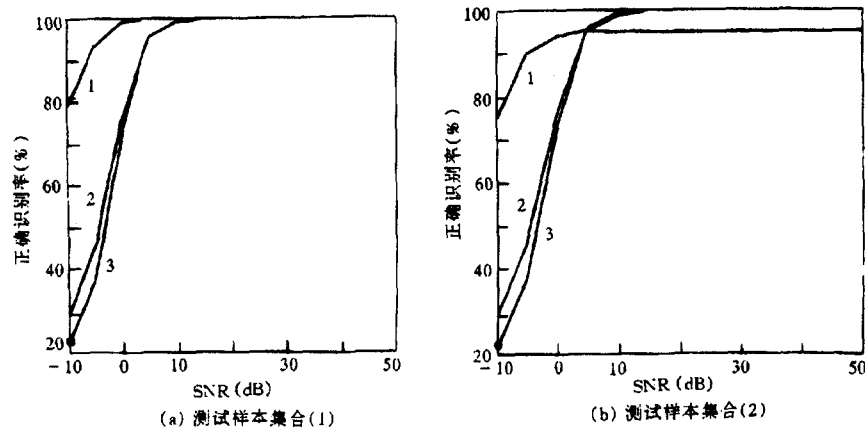


图 2 集成神经网络和模块化网络识别性能比较

1: 集成神经网络, 2: 修正的最小平方误差准则, 3: 后验概率准则

6 结 论

分层模块化分类系统结构可分, 扩充性好, 模块网络简单, 训练简便, 推广能力好。预测器采用 BP 网络, 具有较好的时间序列预测能力, 分类器采用最大后验概率准则或修正的最小平方误差准则, 分类系统具有姿态不变性, 具有较高的应用价值。

参 考 文 献

- [1] Li H, Liu Z, Sun W. A new approach to pattern recognition of remote sensing image using artificial neural networks. in Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp. (IGARSS'93): Tokyo, Japan: 1993, Vol.2: 713-715.
- [2] Chakrabarti S, Bindal N, Theagarajan K. Robust radar target classifier using artificial neural networks. IEEE Trans. on NN, 1995, NN-6(3): 760-766.
- [3] Lippmann R P. An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP Magazine, 1987, 4(2): 4-22.

- [4] Anand R, Mehrotra K, Mohan K, Ranka S. Efficient classification for multiclass problems using modular neural networks. *IEEE Trans. on NN*, 1995, NN-6(1): 117-124.
- [5] Blonda P, Forgia V L, Pasquariello G, Satalino G. Feature extraction and pattern classification of remote sensing data by a modular neural system. *Opt. Eng.*, 1996, 35(2): 536-542.
- [6] Petridis V, Kehagias A. Modular neural networks for MAP classification of time series and the partition algorithm. *IEEE Trans. on NN*, 1996, NN-7(1): 73-86.
- [7] Felsen L B. *Transient Electromagnetic Field*. New York: Springer-Verlag, 1976.
- [8] Hilborn C G, Lainiotis D G. Optimal estimation in presence of unknown parameters. *IEEE Trans. on Syst. Sci. Cybern.*, 1969, SSC-5(1): 38-43.
- [9] 姜文利. 雷达目标散射信号分析与目标识别: [博士学位论文]. 北京: 北京理工大学电子工程系, 1997.

RADAR TARGET RECOGNITION BASED ON MODULAR NEURAL NETWORKS

Jiang Wenli Zou Yanming Ke Youan

(Department of Electronic Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

Abstract A new method for radar target recognition based on modular neural networks is reported in this paper. In this method, the response from an unknown target is first sent to several waveform predicators that are some BP neural networks trained by responses from known targets respectively. Then the predictor errors are inputted to a classifier using the rule of maximum a posteriori or the rule of modified minimum squared errors. The simulation on PC computer shows that the new method has a good performance on radar target recognition. The method also has other advantages such as easy realization, clear structure and easy expansion.

Key words Modular, Neural network, Target recognition, BP network

姜文利: 男, 1967年生, 讲师, 从事信号处理、雷达目标识别、神经网络应用等方面的研究。

邹燕明: 男, 1972年生, 博士生, 从事进化计算、神经网络应用等方面的研究。

柯有安: 男, 1933年生, 教授, 博士生导师, 从事雷达系统理论、神经网络、图象处理、语音识别等方面的研究。