

## 基于新型 RBF 网络的模拟调制信号识别\*

宫新保, 周希朗, 易辉跃

(上海交通大学 电子工程系, 上海 200030)

**摘要:**对敌方雷达信号调制类型的识别是电子对抗的一个重要方面。采用了一种基于人工免疫聚类和进化规划的混合算法设计径向基函数(RBF)网络,并将其应用于雷达信号调制类型的自动识别。该算法首先利用一种实现数据聚类的人工免疫机制,根据输入数据集合自适应地确定 RBF 网络初始中心的数量和位置,之后采用进化规划训练 RBF 网络。仿真实验表明,采用这种方法设计的 RBF 网络对各种模拟调制信号的调制类型达到了较高的识别精度。

**关键词:** 雷达模拟调制信号; 径向基函数网络; 人工免疫聚类; 进化规划

**中图分类号:** TP183; TN95 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-2276(2004)01-0063-04

## Recognition of analog-modulated signals based on a novel RBF network\*

GONG Xin-bao, ZHOU Xi-lang, YI Hui-yue

(Department of Electronic Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** Modulation-style recognition of radar signals is an important aspect in electronic warfare. A hybrid RBF training algorithm combined with artificial immune clustering and evolutionary programming is proposed and applied in modulation-style recognition of radar signals. In the algorithm, artificial immunology for data clustering was used to adaptively determine the amount and the positions of initial RBF centers according to input data set. Then the RBF network was trained with evolutionary programming. Computer simulations demonstrate that the recognition rate of different analog modulation styles designed by the RBF network in this method is high.

**Keywords:** Analog-modulated radar signals; RBF network; Artificial immune clustering; Evolutionary programming

### 0 引言

在军事上,对敌方信号调制类型的分类识别是电

子对抗的一个重要方面<sup>[1]</sup>。作为一种具体的模式识别问题,调制信号的识别也是人们研究的焦点。根据人工神经网络适于做分类器、具有大规模并行运算能力等特点,提出了一种基于径向基函数(RBF)网络<sup>[2]</sup>

收稿日期:2003-07-28; 修订日期:2003-09-20

\* 基金项目:国防科技预研重点课题(33.6.2.7)

作者简介:宫新保(1967-),男,山西大同人,讲师,硕士,主要研究方向为智能信息处理、语音信号处理和进化计算。

的雷达信号调制类型的识别方法。

在 RBF 网络的训练中,针对目前常用的训练算法的缺点,采用了一种基于人工免疫聚类 and 进化规划的混合算法。该算法采用人工免疫聚类机制<sup>[3]</sup>,根据输入数据集合自适应地确定 RBF 网络隐层中心的数量和初始位置;之后采用进化规划<sup>[4]</sup>训练 RBF 网络,能够使优化过程趋于全局最优<sup>[5]</sup>。计算机仿真表明,该识别系统达到了较高的识别精度。

## 1 基于 RBF 网络的模拟调制信号识别系统

雷达调制信号是以收一发直接方式传输的,在传播过程中容易受到信道噪声的污染,因此雷达侦察机接收到的信号是时变、非稳定的。同时,接收信号信噪比的变化范围较大,一个分类器要在大的信噪比方位内取得较高的识别率是很困难的。针对这样的问题,采用神经网络是比较合适的。利用径向基函数网络自动设定各种识别门限,对调制信号实现智能化识别。该方法利用提取出的特征参数样本训练网络,训练好的网络即可用于识别各种调制信号。

模拟调制信号的识别特征参数主要是从调制信号的幅度、相位、频率及功率谱等方面的学习中提取的<sup>[6]</sup>。假设获取的信号  $S(t)$  为  $t_1 \leq t \leq t_2$  间隔内的信号段,  $A(t)$  为信号瞬时幅度,  $\theta(t)$  是瞬时相位,在计算之前需要对信号采样,假设最大采样数是  $N_s$ , 采样频率是  $f_s$ , 则  $\gamma_{\max}$ 、 $P$ 、 $\sigma_{\text{ap}}^2$  和  $\sigma_{\text{dp}}^2$  4 个识别特征参数分别为:

$$\gamma_{\max} = \max[I_{N_s}(\omega)] = \max[DFT(A_{\text{nc}}(i))]^2 \quad (1)$$

式中  $A_{\text{nc}}(i)$  是归一化与中心化后瞬时时间  $t=1/f_s$  的幅度;  $\gamma_{\max}$  是获取信号瞬时幅度序列功率谱的最大值,求功率谱时采用了周期图法。

$$P = \frac{P_L - P_U}{P_L + P_U} \quad (2)$$

式中  $P_L = \sum_{i=1}^{f_{\text{cn}}} [X_c(i)]^2$ ;  $P_U = \sum_{i=1}^{f_{\text{cn}}} [X_c(i + f_{\text{cn}} + 1)]$ 。  $X_c(i)$  是截取的信号  $S(t)$  的功率谱采样,可以采用周期图法求得,  $f_{\text{cn}}$  表示载频所对应的谱线序数。

$$\sigma_{\text{ap}}^2 = \frac{1}{C} \sum_{A_{\text{nc}}(i) > a_t} \theta_{\text{cc}}^2(i) - \left[ \frac{1}{C} \sum_{A_{\text{nc}}(i) > a_t} |\theta_{\text{cc}}(i)| \right]^2 \quad (3)$$

式中  $\theta_c(i)$  是相位的非线性部分,即相位偏移  $\theta(t)$  中心化后的相位分量;  $\theta_{\text{cc}}(i)$  是考虑到实际情况后所作的修正式;  $a_t$  是关于幅度  $A(t)$  的一门限值,在低于此门限时,信号对噪声十分敏感,会造成相位较大的失真;  $C$  是信号序列中  $A_{\text{nc}}(i) > a_t$  的总次数;  $\sigma_{\text{ap}}^2$  是绝对相位偏移的方差。

$$\sigma_{\text{dp}}^2 = \frac{1}{C} \sum_{A_{\text{nc}}(i) > a_t} \theta_{\text{cc}}^2(i) - \left[ \frac{1}{C} \sum_{A_{\text{nc}}(i) > a_t} |\theta_{\text{cc}}(i)| \right]^2 \quad (4)$$

式中  $\sigma_{\text{dp}}^2$  表示直接相位偏移的方差。

提取出信号的识别特征参数之后,利用 RBF 网络识别各种模拟调制信号。RBF 网络是一种生物背景很强的前向神经网络,对一个  $p$  维的输入矢量  $\mathbf{x}_i = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ , 其中  $x_i \in \mathbf{X} \subset \mathcal{R}^p$ , RBF 网络的输出可以根据下式计算:

$$y_i = \mathbf{w}_i^T \mathbf{g} = \sum_{j=1}^m w_{ij} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{z}_j\|^2}{\sigma_j^2}\right) \quad (5)$$

$i = 1, \dots, o, j = 1, \dots, m$

式中  $\mathbf{w}_i = [w_{i1}, \dots, w_{im}]^T$  是输出节点  $i$  的权值矢量;  $\mathbf{g} = [g_1, g_2, \dots, g_m]^T$  是高斯基函数矢量;  $\mathbf{z}_j$  是给定的一组中心矢量,  $\in \mathcal{R}^p$ ;  $\sigma_j$  是宽度,  $j = 1, \dots, m$ ;  $o$  是网络输出节点的个数。对模拟调制信号的识别, RBF 网络的输入层为 4 个神经元,分别对应 4 个输入特征参数。模拟调制信号通常包括 7 种调制类型,即 AM、DSB、LSB、FM、VSB、USB 和 FM\_AM 调制,因此输出层为 7 个神经元,对应 7 类待识别的模拟调制类型。

RBF 网络隐层中心  $\mathbf{z}_j$  的位置和数量以及宽度  $\sigma_j$ , 都对网络的性能有很大影响。但是目前常用的几种 RBF 网络训练算法很难找到中心和宽度的全局最优值;而且,这些训练算法无法自动地确定隐层节点的数目,通常会为了达到一定的逼近能力而使隐层节点数目过多,从而导致网络的规模过大和泛化能力下降<sup>[2]</sup>。为此,采用了一种基于人工免疫聚类和进化规划的混合算法设计 RBF 网络。

## 2 利用人工免疫聚类确定 RBF 网络的中心

采用了一种实现数据聚类的人工免疫方法确定 RBF 网络的中心<sup>[3]</sup>。假定训练数据中包含  $N$  个输入矢量,构成集合  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ,  $x_i \in \mathcal{R}^p$ 。算法的目的就是寻求包含  $m$  个矢量的集合  $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_m\}$ ,  $z_j \in \mathcal{R}^p$  构成 RBF 网络的中心集合。在该算法中,  $X$  中的每个输入矢量  $x_i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) 相当于一个抗原 (Ag), 而  $Z$  中的中心矢量  $z_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ) 则相当于一个抗体 (Ab)。矢量之间的匹配度 (亲和力) 用  $\mathcal{R}^p$  空间中的欧氏距离表示; 距离越小, 意味着矢量之间的匹配度越高。当矢量间的距离小于特定阈值时, 则意味着发生了“识别”事件。算法的具体迭代执行步骤见算法 1。其中  $d_{ij}$  表示  $x_i - z_j$  的匹配度 (即输入矢量和中心矢量的“差异度”),  $s_{ij}$  表示  $z_i - z_j$  的匹配度 (即中心矢量之间的“类似度”);  $D$  是元素为  $d_{ij}$  ( $x_i - z_j$ ) 的差异度矩阵,  $S$  是元素为  $s_{ij}$  ( $z_i - z_j$ ) 的类似度矩阵。采用的终止条件是固定的迭代次数  $M_c$ , 算法中的参数  $\sigma_s, \sigma_d, n, \zeta, r$  和  $M_c$  可以根据经验设定。抑制阈值  $\sigma_s$  控制着中心的特异性和聚类排列方式, 它直接影响集合  $Z$  中的中心矢量的数量  $m$ 。

算法 1 确定 RBF 网络中心的免疫聚类方法

Begin:

随机初始化中心集合  $Z$ ;

while (Conditions = True)

for  $i = 1$  to  $N$

计算  $x_i$  与所有中心矢量的差异度:

$$D_i = \{d_{ij} \mid d_{ij} = \|x_i - z_j\|, j = 1, 2, \dots, m\};$$

选择  $n$  个与  $x_i$  差异度最小的中心矢量:

$$Z_p = \{z_k \mid d_{ik}^{\min} = \text{Statistics}(d_{ij} \mid j = 1, 2, \dots, m), k = 1, \dots, n\};$$

对  $Z_p$  变异并确定其差异度矩阵

$$Z_p = \text{mutation}(Z_p); D_p = \{d_{ik} \mid z_k \in Z_p\}$$

选择  $Z_p$  中  $\zeta\%$  个与  $x_i$  差异度最小的矢量加以保留:

$$Z_p = \{z_k \mid d_{ik}^{\min} = \text{Statistics}(d_{ij} \mid j = 1, 2, \dots, n), k = 1, \dots, n * \zeta\%, d_{ik}^{\min} < \sigma_d\}$$

克隆抑制操作,  $S_p = \{s_{kl} \mid s_{kl} = \|z_k - z_l\|, z_k, z_l \in Z_p\}$

$$Z_p = Z_p - \{z_k \mid s_{kl} < \sigma_s, z_k, z_l \in Z_p\}$$

更新中心矢量集合  $Z: Z = [Z; Z_p], m = \text{size}(Z)$ ;

end

免疫网络抑制操作:

$$S = \{s_{kl} \mid s_{kl} = \|z_k - z_l\|, z_k, z_l \in Z\}$$

$$Z = Z - \{z_k \mid s_{kl} < \sigma_s, z_k, z_l \in Z, k = 1, \dots, m * r\% \}$$

End

在算法 1 中,  $Z_p$  中的矢量  $z_j$  相应于  $x_i$  的变异为:

$$z_j = z_j - \alpha(z_j - x_i), \forall j \quad (6)$$

式中  $\alpha$  为学习速率, 根据  $x_i - z_j$  的匹配度设定, 匹配度越高,  $\alpha$  越小。

## 3 基于进化规划的 RBF 网络

利用人工免疫聚类确定 RBF 网络的初始中心之后, 采用进化规划<sup>[4]</sup>对 RBF 网络进行训练。进化算法 (包括遗传算法、进化规划和进化策略等) 是一类鲁棒性很强、并行、全局搜索的进化方法, 适合于网络的结构设计<sup>[7]</sup>。采用进化规划训练 RBF 网络的目的在于: (1) 进化规划采用实数编码方案, 从而省略了二进制编码方案中复杂的网络编码表示与解码计算, 更适合对网络进行操作; (2) 进化规划只需要采用变异算子, 避免了遗传算法中的交叉算子在操作时容易破坏原有的网络结构的问题。训练算法的具体步骤如下:

(1) 利用人工免疫聚类确定 RBF 网络中心  $z_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ) 的数量和位置, 对核函数的标准差  $\sigma_j$  ( $j = 1, \dots, m$ ) 以及每个输出节点  $i$  的权值矢量  $w_i$  采用随机初始化, 从而产生初始种群  $A_1$ 。

(2) 如果当前群体  $A_k$  中的最佳个体满足要求或者进化时限已到, 则停止, 否则继续;

(3) 对群体中的每个个体进行变异操作, 得到群体  $B_k$ ;

(4) 计算群体的适应度函数, 采用轮盘赌的选择机制从  $B_k$  中选择个体产生新一代群体  $A_{k+1}$ , 返回 (2)。

算法的选择机制采用了轮盘赌的方式, 公式 (7) 决定了第  $i$  个个体在下一代中复制自身的概率。这样即使是群体中最差的个体也有生存的可能, 避免过早收敛;

$$P(i) = \frac{F(x_i)}{\sum_{i=1}^{\mu} F(x_i)} \quad (7)$$

算法中每个个体的适应度用  $f=1/E$  表示,  $E$  为网络的目标函数, 即:

$$E = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^o (Y_i(t) - \bar{Y}_i(t))^2 \quad (8)$$

式中  $Y_i(t)$  和  $\bar{Y}_i(t)$  分别表示训练数据  $t$  在第  $i$  个输出节点的实际输出和期望输出;  $o$  和  $N$  分别是输出节点数和输入数据的数目。

#### 4 计算机仿真及分析

计算机仿真检验了设计的 RBF 网络模拟调制信号识别系统的性能。实验采用的载波频率是 150 kHz, 采样频率为 1 200 kHz, 高于载频的 4 倍。仿真同时比较了识别系统分别采用 3 层 BP 网络<sup>[8]</sup> 和广义 RBF 网络 (Generalized RBF Network)<sup>[2]</sup> 时的性能。在单次实验中, 采用了 120 个训练样本和 500 个检验样本。人工免疫聚类采用的学习参数是:  $\sigma_s = 0.5$ ,  $\sigma_d = 0.01$ ,  $n = 5$ ,  $\zeta\% = 20\%$ ,  $r\% = 10\%$ ,  $M_c = 5$ 。

实验比较了在不同的输入信噪比环境下, 分别采用文中算法 (Hybrid Algorithm)、广义 RBF 网络 (Generalized RBF) 和 BP 网络 (BP Network) 时模拟调制信号识别系统对信号调制类型的误识别率/信噪比曲线, 如图 1 所示。实验结果采用了 100 次的统计平均。其中噪声采用高斯白噪声  $n(\theta) \sim N(0, \sigma^2)$ 。

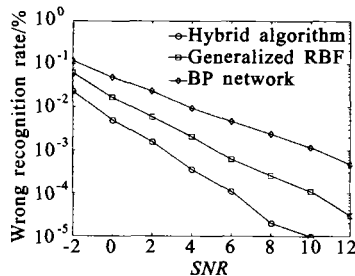


图 1 各神经网络识别系统的误识别率/信噪比曲线

Fig. 1 Wrong recognition rate/SNR of different NN recognition systems

从图中可以看出, 采用文中算法训练的 RBF 网络识别系统的识别精度最高; 该系统在信噪比为 4 dB 时的误识别率已经降至  $10^{-3}$  以下, 说明该系统在输入信噪比较低时也能对各种模拟调制类型进行较为可靠的识别。

#### 5 结束语

利用径向基函数网络实现了对雷达信号的模拟调制类型的智能化识别。在 RBF 网络的训练中, 针对常用 RBF 网络训练算法的缺点, 采用了一种基于人工免疫聚类和进化规划的混合算法。计算机仿真表明, 采用本文算法训练的 RBF 网络识别系统在信噪比较低时对各种模拟调制类型也达到了较高的识别精度。

#### 参考文献:

- [1] Nandi A K, Azzouz E E. Algorithm for automatic modulation recognition of communication signals [J]. IEEE Trans on Communication, 1998, 46(4): 431-436.
- [2] Bernard Mulgrew. Applying radial basis functions [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1996, 13(2): 50-65.
- [3] De Castro L N, Von Zuben F J. An immunological approach to initialize centers of radial basis function neural networks [A]. Proceedings of V Brazilian Conference on Neural Networks[C]. 2001, 79-84.
- [4] Angeline P J, Saunders G M, Pollack J B. An evolutionary algorithm that constructs recurrent neural networks [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1994, 5(1): 54-64.
- [5] 王进, 余松煜, 张文军. 基于进化编程的改进 GLA 算法[J]. 红外与激光工程, 2000, 29(5): 37-41.
- [6] Ho K C, Prokopiw W, Chan Y T. Modulation identification by the wavelet transform [A]. Proc MILCOM'95[C]. 1995. 886-890.
- [7] 陈颖琪, 余松煜, 赵奕. 进化计算与人工神经网络的结合[J]. 红外与激光工程, 1999, 28(4): 6-9.
- [8] 黄春琳, 周一宇, 沈振康. 模拟调制信号的神经网络识别方法[J]. 电子对抗, 1998, (3): 13-18.