

RBF 网络雷达天线扫描方式识别系统*

宫新保, 沈文辉, 金兆彰, 周希朗

(上海交通大学 电子工程系, 上海 200030)

摘要: 采用一种基于免疫算法和最小二乘法的两级学习方法设计径向基函数(RBF)网络, 并将其应用于雷达天线扫描方式识别系统。这种 RBF 网络学习方法通过引入免疫算法的多样性保持机制和免疫记忆机制提高了网络训练算法的优化效率, 并在一定程度上抑制了未成熟收敛现象。仿真结果表明, 基于这种 RBF 网络的雷达天线扫描方式识别系统达到了较高的识别精度。

关键词: 雷达天线扫描方式; 径向基函数网络; 免疫算法; 最小二乘法

中图分类号: TP183; TN95 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-2276(2004)04-0437-04

Scanning-style recognition system of radar antennas based on RBF network*

GONG Xin-bao, SHEN Wen-hui, JIN Zhao-zhang, ZHOU Xi-lang

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

Abstract: A hybrid RBF training method based on immune algorithm and least square method is proposed and applied in radar antenna scanning-style recognition system. By introducing the diversity control and immune memory mechanism in immune algorithm, the efficiency of the network training algorithm is improved and the immature convergence problem is restrained. Computer simulations demonstrate that the recognition system based on the proposed RBF network has a high recognition rate with concise structure.

Key words: Scanning-style of radar antennas; Radial basis function network; Immune algorithm; Least square method

0 引言

雷达天线的扫描方式随雷达的不同工作状态而不同, 对其进行正确的识别是判断我方所受威胁程度的重要依据, 也是识别雷达类型和工作状态的重要手段^[1]。从本质上说, 雷达信号经过预处理后, 对其天

线扫描方式的识别就是依据雷达信号的特征数据进行分类, 而分类正是人工神经网络的重要应用之一。为此, 提出了一种基于径向基函数(RBF)网络^[2]的雷达天线扫描方式识别系统。

径向基函数网络是前向神经网络, 其隐层(非线性层)基函数的参数(宽度、中心的位置和数量)对网络性能有巨大的影响。但是由于 RBF 网络的隐层参

收稿日期: 2003-08-18; 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, 主要从事智能信息处理和进化计算的研究工作。

数是网络性能的非线性函数,要得到 RBF 网络的最优值往往比较困难^[1]。如果隐层的非线性参数已经确定,RBF 网络就具有参数线性化的结构,可以采用效率较高的线性优化方法设计输出层神经元的线性权值^[1]。针对 RBF 网络的这些特点,采用了一种基于免疫算法(IA)^[2]和最小二乘法^[3]的两级学习方法设计 RBF 网络。该方法利用免疫算法确定 RBF 网络隐层的结构和参数,并采用最小二乘法计算 RBF 网络输出层的线性权值。免疫算法是一种改进的进化算法,通过在进化算法中引入多样性保持机制和免疫记忆机制,提高了算法的收敛效率,并在一定程度上克服了未成熟收敛现象。同直接采用进化算法训练全部 RBF 网络参数的方法^[3]相比,这种两级学习方法降低了计算复杂度。计算机仿真结果表明,这种雷达天线扫描方式识别系统达到了较高的识别精度。

1 基于 RBF 网络的雷达天线扫描方式识别系统

通常,雷达的用途和工作状态不同,使用的天线波束形状就不同,天线采用的扫描方式也有所不同。如果雷达工作在不同的扫描方式下,雷达侦察机就会接收到不同的信号特征,因而可以根据这一点,利用雷达侦察机接收到的信号特征参数识别雷达的扫描方式,这就为神经网络的应用提供了前提条件。受雷达扫描方式影响的典型信号特征参数包括:各脉冲群的峰值($P_{o,max}$)、雷达天线的扫描周期(T_o)、各脉冲群峰值间的时间间隔(T_c)和脉冲群的宽度(T_s)。表 1 给出了常见的八种雷达天线扫描方式所对应的接收信号特征参数^[1]。

采用径向基函数网络实现雷达天线扫描方式的识别。RBF 网络是一种生物背景很强的前向神经网络,广泛应用于模式识别、函数逼近、信号处理和控制等领域。RBF 网络的数学模型为:

$$y = \sum_{i=1}^n \omega_i \phi(\| \mathbf{x} - \mathbf{c}_i \|_{R^n} / \sigma_i) \quad (1)$$

式中 $\mathbf{x} \in R^n$, 为 RBF 网络的输入; ω_i 为 RBF 输出层权值; $\phi(\cdot)$ 为径向基函数; \mathbf{c}_i 为径向基函数的中心; σ_i 为宽度,控制着每个基函数的作用半径; n_i 为

隐层神经元的个数; $\| \cdot \|_{R^n}$ 为矢量范数,通常采用欧几里德范数。

表 1 不同雷达天线扫描方式对应的接收信号特征参数

Tab. 1 Receiving signal parameters of different antenna scanning styles

	$P_{o,max}$	T_o	T_c/s	T_c/T_s
Circular scan	Equal	Equal	2~6	40~180
Unidirectional	Equal	Equal	0.05~2	3~30
Sector scan	Equal	Unequal	0.05~2	3~30
Conical scan	Equal	Equal	0.01~0.05	1~2
Whorled scan	Unequal	Equal	>0.3	30~60
Step scan	Unequal	Equal	>0.3	13~27
Spiral scan	Unequal	Equal	<0.1	20~50
Grating scan	Unequal	Unequal	>0.3	74~375

为了使 RBF 网络具有识别能力,首先要对不同扫描方式的信号特征参数加以处理,构造出训练样本及期望输出。为此,令表 1 中的“相等”为 1,“不等”为 0。同时对八种扫描方式分别用 000~111 八个三位二进制数进行编码,作为 RBF 网络的期望输出。经改造的信号特征参数如表 2 所示。同时,由于使用的特征信号的维数为 4,因此网络的输入层节点为 4。输出扫描方式用三位二进制码表示,因此网络的输出层节点为 3。

表 2 归一化后的信号特征参数

Tab. 2 Signal parameters after normalizing

	$P_{o,max}$	T_o	T_c/s	T_c/T_s
000	1	1	2~6	40~180
001	1	1	0.05~2	3~30
010	1	0	0.05~2	3~30
011	1	1	0.01~0.05	1~2
100	0	1	>0.3	30~60
101	0	1	>0.3	13~27
110	0	1	<0.1	20~50
111	0	0	>0.3	74~375

由于径向基函数的输出层为线性神经元,因此只要确定了隐层参数 \mathbf{c}_i 、 σ_i 和 n_i ,就能够通过线性优化方法构造输出层参数 ω_i ,而这也是 RBF 网络的优点之一。所以在 RBF 网络的学习算法中,主要任务是寻找非线性参数 $\Theta_i = \{\mathbf{c}_i, \sigma_i, n_i\}$ 。近年来,提出将进化算法用于神经网络的设计^[2,3]。作为一种非线性

的随机优化方法,进化算法具有全局搜索能力,能够在给定的训练条件下使网络拓扑结构和参数趋于全局最优,但是这是以计算量增加和收敛速度降低作为代价的。同时,进化算法在解群分布不均匀的时候容易出现未成熟收敛现象,陷入局部最优。因此,采用免疫算法和最小二乘法结合的 RBF 网络两级学习方法。

2 基于免疫算法的两级 RBF 网络学习机制

免疫算法^[5]实际上是一种基于免疫机制的改进进化算法。该算法主要借鉴了体细胞成熟理论和免疫网络理论,实现了类似于生物免疫系统的自我调整机制和抗体多样性形成机制。在免疫算法中,抗原和抗体分别对应于被优化问题的目标和可行解。同遗传算法、进化规划等随机优化方法相比,免疫算法具有以下特点:

- (1) 在记忆单元的基础上运行,通过基于记忆单元的免疫记忆机制,提高了算法的总体搜索能力,确保了算法能够快速收敛于全局最优解。
- (2) 通过计算亲和力,体现了生物免疫系统的抗体多样性保持机制,在一定程度上避免了未成熟收敛现象。
- (3) 通过促进和抑制抗体的产生,体现了免疫反应的自我调节功能。

本文采用的两级 RBF 网络学习机制将 RBF 网络参数 $\Theta = \{c, \sigma, w, n_c\}$ 分解为两个子空间 $\Theta_1 = \{c, \sigma, n_c\}$ 和 $\Theta_2 = \{w\}$ 分别进行设计。第 1 级根据第 2 级计算得到的个体适应度函数,利用免疫算法学习 RBF 网络的隐层参数 Θ_1 ;第 2 级采用最小二乘法根据隐层参数 Θ_1 计算网络的输出层线性权值 Θ_2 ,并由此构造完整的 RBF 网络,确定网络的适应度函数 f 。算法原理如图 1 所示。该方法利用免疫算法设计隐层非线性参数,能够对解空间进行多点搜索,在全局范围内进行参数寻优;而采用最小二乘法设计线性输出层,降低了设计空间的维数,提高了算法的效率,使得免疫算法的优点能够真正发挥出来。

在本文方法中,免疫算法的抗原相当于被优化的 RBF 网络目标函数,抗体(相当于进化算法中的个体)对应于 RBF 网络隐层参数的编码。计算的亲和

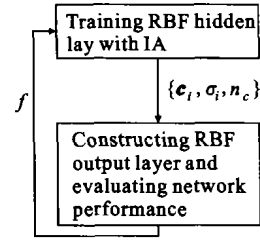


图 1 RBF 网络两级学习算法原理图

Fig. 1 Two-level learning scheme of RBF network

力包括计算抗原和抗体 v 之间的亲和力 ax_v , 以及抗体 v 和 w 之间的亲和力 $ay_{v,w}$ 。其中抗原和抗体的亲和力体现了抗体解对抗原目标的匹配程度,因此本文用对应 RBF 网络的适应度函数来表示,即: $ax_v = f(v)$ 。而抗体间的亲和力体现了抗体(个体)间的类似度,即对应的 RBF 网络隐层参数的类似度。为了保持抗体解群体的多样性,避免未成熟收敛现象的发生,算法将抑制亲和力高的抗体。算法步骤如下:

- (1) 产生初始抗体 初始抗体来自记忆单元群体。记忆单元群体由包含当前最佳抗体(对应最佳隐层结构)的数据库组成。在初始步骤中,这些抗体从可行的解空间中随机产生。
- (2) 计算亲和力 根据抗体对应的 RBF 网络的适应度确定亲和力 ax_v , 并计算抗体之间的亲和力 $ay_{v,w}, v, w \in N$ 。
- (3) 记忆单元更新 将与抗原具有高亲和力(即对应 RBF 网络适应度高)的抗体加入记忆单元。由于记忆单元的个数有限,记忆单元中与新加入抗体的亲和力最高的抗体将被新加入抗体取代。
- (4) 抗体产生的促进和抑制 计算抗体 i 的期望繁殖率 e_i , 期望值低的抗体将被清除。

$$e_i = \frac{ax_i}{c_i} \tag{2}$$

式中 c_i 是抗体 i 的密度(即当前群体中与其类似的抗体所占的比例)。

$$c_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N K_{i,j} \tag{3}$$

式中 $K_{i,j} = \begin{cases} 1 & ay_{i,j} \geq T_1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$, T_1 是预先设定的类似度阈值; N 为群体规模。

从公式(2)可以看出,适应度高的抗体期望繁殖率高,而密度高的抗体期望繁殖率低。这样既可以保

留适应度高的个体,又可以确保个体的多样性,克服未成熟收敛现象。

(5) 抗体更新 根据期望繁殖率,按照排序选择机制^[7]选择一部分抗体通过变异和交叉产生进入下一代的抗体。

(6) 对抗体解码构造 RBF 网络隐层。

(7) 采用最小二乘法确定 RBF 网络输出层,计算抗体适应度 根据 RBF 网络的隐层参数,利用最小二乘法确定 RBF 网络的线性输出层。利用对应的 RBF 网络计算抗体(隐层单元对应编码)的适应度函数。

(8) 终止条件 如果满足终止条件,优化过程结束;否则返回步骤(2),直到满足终止条件为止。本文采用了基于迭代次数和最优值的混合终止条件,即如果最优值在预先设定的迭代次数中始终不发生改变,则停止优化过程。

3 仿真及分析

计算机仿真检验了采用本文算法训练的 RBF 网络天线扫描方式识别系统的性能,并将其与采用遗传算法和最小二乘法结合的混合遗传算法(hybrid GA)^[2]和直接采用遗传算法(GA)训练的 RBF 网络天线扫描方式识别系统进行了比较。在实验中,RBF 网络的最大隐层节点数设为 $N_{\max} = 30$;群体的规模为 50;交叉概率为 0.65,变异概率为 0.001~0.02;在基本参数保持不变的前提下,分别采用三种算法训练 RBF 网络。免疫算法疫苗库的数量设为 30。在单次实验中,采用 160 个训练样本(每种扫描方式取 20 个典型样本的信号特征参数)和 500 个检验样本。

图 2 为分别采用本文算法(hybrid IA)、混合遗传算法和遗传算法训练的 RBF 网络天线扫描方式识别系统的误识别率/信噪比曲线。实验采用了 100 次的统计平均。其中噪声采用高斯白噪声 $n(\theta) \sim N(0, \sigma^2)$ 。从图 2 可以看出,采用本文算法训练的 RBF 网络识别系统的性能优于其他两种 RBF 网络识别系统。该系统在信噪比为 6 dB 时误识别率已经降至 10^{-3} ,具有很高的识别精度。

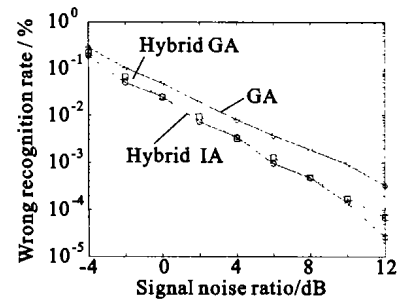


图 2 不同 RBF 网络识别系统的误识别率/信噪比曲线
Fig. 2 Wrong Recognition Rate/SNR of different RBF recognition systems

4 结束语

采用了一种基于免疫算法和最小二乘法的两级学习方法设计径向基函数网络,并将其应用于雷达天线扫描方式的识别。免疫算法通过引入多样性保持机制和免疫记忆机制提高了网络训练算法的优化效率,并在一定程度上克服了未成熟收敛现象。仿真结果表明,这种 RBF 网络天线扫描方式识别系统收敛速度快,并且达到了较高的识别精度。

参考文献:

- [1] Schleher D C. Electronic Warfare in the Information Age [M]. Boston: Artech House, 1999.
- [2] Steve A Billings, Guang L Zheng. Radial basis function network configuration using genetic algorithms [J]. Neural Networks, 1995, 8(6): 877-890.
- [3] E de Lacerda, A de Carvalho, Ludermir T B. Evolutionary optimization of RBF networks[A]. 2000 Proceedings of Sixth Brazilian Symposium on Neural Networks[C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2000, 219-224.
- [4] Chen S, Wu Y, Luk B L. Combined genetic algorithm optimization and regularized orthogonal least squares learning for radial basis function networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(5): 1239-1243.
- [5] Jang Sung Chun, Min Kyu Kim, Hyun Kyo Jung. Shape optimization of electromagnetic devices using immune algorithm [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 1997, 33(2): 1876-1879.
- [6] Chen S, Cowan C F N, Grant P M. Orthogonal least squares learning algorithms for radial basis function networks [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1991, 2(2): 302-309.
- [7] Yao X, Liu Y. Evolutionary design of artificial neural networks with different nodes[A]. Proc of ICEC'96 [C]. Piscataway: IEEE, 1996. 670-675.