

文章编号: 1000 - 8152(2002)04 - 04 - 0627

## 基于混合递阶遗传算法的径向基神经网络学习算法及其应用

石红瑞<sup>1</sup>, 刘 勇<sup>1</sup>, 刘宝坤<sup>1</sup>, 李光泉<sup>2</sup>,

(1. 天津大学 自动化学院, 天津 300072; 2. 天津大学 管理学院, 天津 300072)

**摘要:** 在研究径向基神经网络学习算法的基础上, 提出了一种新型的径向基神经网络学习算法——混合递阶遗传算法. 该算法将递阶遗传算法和最小二乘法的优点结合在一起, 能够同时确定径向基神经网络的结构和参数, 并具有较高的学习效率. 采用基于混合递阶遗传算法的径向基神经网络对混沌时间序列学习和预测, 取得了较好的效果.

**关键词:** 径向基神经网络; 混合递阶遗传算法; 混沌时间序列

**中图分类号:** TP183      **文献标识码:** A

### RBFNN algorithm based on hybrid hierarchy genetic algorithm and its application

SHI Hong-rui<sup>1</sup>, LIU Yong<sup>1</sup>, LIU Bao-kun<sup>1</sup>, LI Guang-quan<sup>2</sup>

(1. School of Automation, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. School of management, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** Based on the study of RBFNN (radial basis function neural network) training algorithm and genetic algorithm, a new RBFNN training algorithm—hybrid hierarchy genetic algorithm is introduced by combining hierarchy genetic algorithm and least-square method. The hybrid algorithm greatly increases the training speed while is still able to determine the structure and parameters of the RBFNN from sample data. The new training algorithm is used to identify and predict M-G chaos time series, and the simulation gives satisfied result.

**Key words:** radial basis function neural network; hybrid hierarchy genetic algorithms; Chaos time series

#### 1 引言(Introduction)

径向基神经网络(radial basis function neural network), 是人脑神经网络系统的一种抽象和简化. 在人脑皮层中, 具有局部调节和交叠的感受域(receptive field). 根据人脑的这一特点, Moody 和 Darken<sup>[1]</sup> 提出了径向基神经网络(radial-basis-function neural network, 简称 RBFNN), 又称为局部感受域神经网络(localized receptive field network)<sup>[2]</sup>. 径向基神经网络最开始被用于插值计算当中, 而后人们发现径向基神经网络具有优异的函数逼近能力, 并且结构简单, 学习速度快, 因此径向基神经网络在模式识别、系统辨识等方面得到了广泛的应用. 针对径向基神经网络的特点, 已经提出了多种径向基神经网络算法, 如 Poggio 方法, 正交化最小二乘法<sup>[3,4]</sup>, Moddy 和 Darken 的算法<sup>[1]</sup>, 混合递推算法<sup>[5]</sup>和各种 RAN(resource allocation network)算法<sup>[6-9]</sup>. 但上述的各种算法都不能在没有先验知识的情况下, 完全从样本数据中确

定径向基神经网络的结构和参数. 本文在分析径向基神经网络结构特点的基础上, 提出了一种基于遗传算法的学习算法, 能够从样本数据中确定径向基神经网络的结构和参数.

#### 2 径向基神经网络的结构及其学习算法(RBF neural network and its training algorithm)

径向基神经网络是一种前向神经网络, 包括一个隐层, 隐层激活函数为径向基函数. 如图 1 所示, 径向基神经网络的数学模型为

$$y = \sum_{i=1}^{n_c} w_i g(\|x - c_i\|_{\mathbb{R}^n} / \sigma_i). \quad (2.1)$$

或输出层具有阈值

$$y = \sum_{i=1}^{n_c} w_i g(\|x - c_i\|_{\mathbb{R}^n} / \sigma_i) + b. \quad (2.2)$$

其中  $x \in \mathbb{R}^n$  为神经网络输入,  $w_i$  为 RBF 输出层权

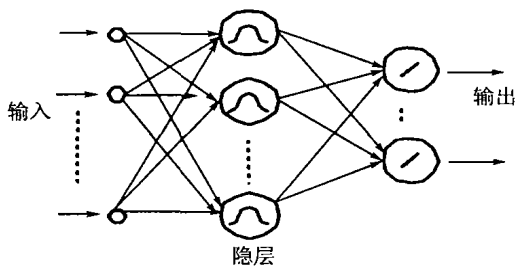


图1 径向基神经网络模型  
Fig. 1 Model of RBF NN

重,  $g(\cdot)$  为径向基函数,  $c_i$  为径向基函数的中心,  $\sigma_i$  为径向基函数感受野(敏感域),  $b$  为输出层阈值,  $n_c$  为隐层神经元数目,  $\|\cdot\|_{\mathbb{R}^n}$  为输入  $x$  与  $c_i$  之间的距离.

径向基神经网络的训练算法可表示如下:

对训练样本  $D_M = \{X_i, Y_i\}, i = 1, \dots, M$ , 寻找  $\Theta = \{c_i, \sigma_i, w_i, n_c\}$  使如下函数最小化

$$\min_{\Theta} \epsilon_{RBF} [D_N, f_n(X, \Theta)] = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |Y_i - f_n(X, \Theta)|^2,$$

$$f_n(X, \Theta) = \sum_{i=1}^{n_c} w_i g(\|x - c_i\|_{\mathbb{R}^n} / \sigma_i).$$

在径向基神经网络的学习算法中, 如何确定神经网络的结构是学习算法的重要问题. 网络规模过小, 不能充分学习样本数据; 而网络规模过大, 则容易出现过度拟和现象和泛化能力降低.

径向基神经网络输出层为线性神经元, 因此只要确定了  $c_i, \sigma_i$ , 通过最小二乘法能够构造出输出层参数  $w_i$ . 在径向基神经网络的学习算法中, 主要任务是寻找参数  $\Theta_1 = \{c_i, \sigma_i, n_c\}$ .

### 3 径向基神经网络的混合递阶遗传算法 (RBFNN algorithm based on hybrid hierarchy genetic algorithm)

遗传算法的基本思想基于进化论和遗传学说. 遗传算法将求解问题表示为“染色体”, 并生成“染色体”的种群, 将他们置于问题的“环境”中, 根据“适者生存”的原则, 从种群中选择适合环境的染色体进行复制、交叉和变异产生新的染色体种群, 通过进化方法求解.

递阶遗传算法是根据生物染色体的层次结构提出的<sup>[10]</sup>. 生物体中染色体中的基因可分为调节序列基因 (regulatory sequence, 简称 RSs) 与构造基因 (structural genes, 简称 SGs). 调节基因的作用是控制结构基因是否被激活. 用递阶遗传算法训练径向基神经网络递阶染色体设计如图 2 所示<sup>[11]</sup>. 递阶遗传

算法染色体由两部分构成: 1) 控制基因; 2) 参数基因. 控制基因由二进制数构成, 每一位对应一个隐层神经元, 控制着与此神经元相关的参数基因 ( $\sigma_i, c_i$ ) 和对应的输出层权值  $w_i$ . 在计算染色体适应度时, 首先对染色体解码, 由被激活的隐层神经元及对应的隐层权值组成径向基神经网络, 然后评价网络性能.

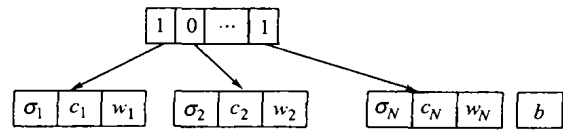


图2 递阶遗传算法训练径向基神经网络的递阶染色体结构  
Fig. 2 Chromosome of hierarchy GA for RBFNN

基于递阶遗传算法的径向基神经网络算法能够根据本数据确定径向基神经网络的结构和参数, 但在学习过程中, 算法的收敛速度较慢. 分析径向基神经网络的结构可知, 径向基神经网络输出层为线性神经元, 可以采用最小二乘法进行设计. 而基于递阶遗传算法的径向基神经网络学习算法将输出层神经元的连接权重放到染色体中用遗传算法进行搜索, 忽略了径向基神经网络的这一特点. 从遗传算法的角度来看, 在进行编码时, 必须遵循这样的原则: 编码中的信息不应当超出表示可行解必须的信息. 对于径向基神经网络的设计而言, 如果隐层神经元已经确定, 递阶染色体中输出层神经元的参数信息是冗余的, 是表示可行解不必须的. 这使得遗传算法效率降低.

为此, 本文将递阶遗传算法与最小二乘法相结合, 提出了基于混合递阶遗传算法的径向基神经网络算法. 在混合递阶遗传算法中, 递阶染色体中只包含隐层参数, 如图 3 所示. 输出层的设计在遗传算法的评价函数中完成. 采用混合递阶遗传算法训练径向基神经网络的步骤如图 4 所示.

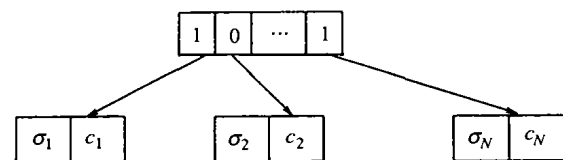


图3 混合递阶遗传算法训练径向基神经网络递阶染色体结构  
Fig. 3 Chromosome of hybrid hierarchy GA for RBFNN

采用混合遗传算法进行径向基神经网络设计, 将  $\Theta$  分解为两个子空间  $\Theta_2 = \{n_c, c, \sigma\}$  和  $\Theta_2 = \{w, b\}$  分别进行设计, 如图 4 所示. 与基于递阶遗传算法的径向基神经网络学习算法相比, 一方面, 基于混合递阶遗传算法的径向基神经网络学习算法保留

了递阶遗传算法训练径向基神经网络的优点,如能够利用递阶遗传算法确定神经网络的结构;能够利用遗传算法的隐含并行性,对解空间进行多点搜索,在全局范围内进行参数寻优;目标评价函数中可根据需要改变达到不同的训练目标.另一方面,混合递阶遗传算法减少了染色体参数数量. $\Theta_2$ 由最小二乘法设计,递阶遗传算法只对参数 $\Theta_1$ 寻优.混合递阶遗传算法能够极大地提高递阶遗传算法训练向基神经网络的效率,使递阶遗传算法的优点能够真正发挥出来.

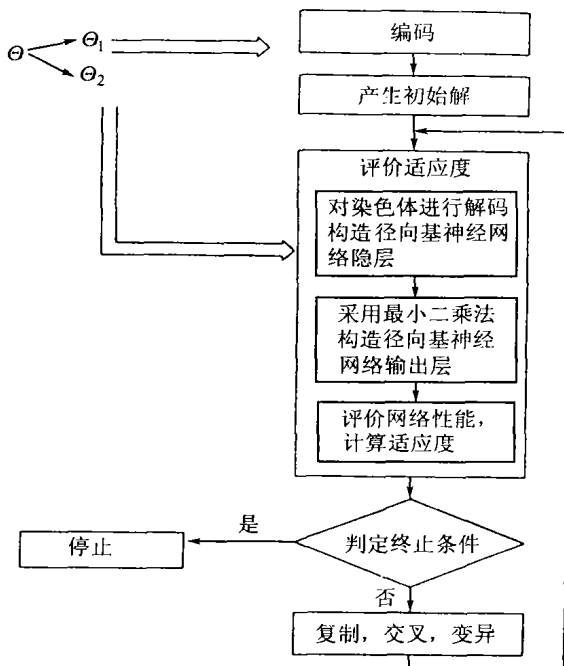


图4 混合递阶遗传算法进行径向基神经网络训练流程图  
Fig. 4 Hybrid hierarchy genetic algorithm for training RBFNN

#### 4 基于混合递阶遗传算法的径向基神经网络学习算法在混沌时间序列预测中的应用(Training RBF NN to identify and predict M-G chaotic time series using hybrid hierarchical GA)

混沌时间序列是由确定性的非线性系统产生的,由于这种序列非常复杂,看上去似乎是一种毫无规则的“随机序列”,然而,从本质上讲,混沌时间序列是确定的非线性映射.

Mackey-Glass 的时间序列是由如下差分方程产生的

$$x(t+1) = (1-b)x(t) + a \frac{x(t-\tau)}{1+x(t-\tau)^{10}}$$

当 $\tau \geq 17$ 时,方程产生的时间序列成混沌特性. $\tau$ 越大,混沌程度越高.在本文中,采用 $a = 0.2, b =$

$0.1, \tau = 17$ .训练神经网络通过时刻 $T, T-6, T-12, T-18$ 的历史数据预测 $T + \Delta T$ 时刻的输出.

1) 1步预测( $\Delta T = 1$ ).

本文以采用1步预测比较了递阶遗传算法和混合递阶遗传算法在训练径向基神经网络的效率.径向基神经网络最大隐层节点数 $n_{\max} = 25$ ,训练样本数为400.遗传算法染色体评价函数为

$$\varepsilon = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\hat{y}_i - y_i)^2, \quad (4.1)$$

$$f = 1/\varepsilon.$$

训练结果如下表所示:

表1 递阶遗传算法与混合递阶遗传算法训练径向基神经网络比较

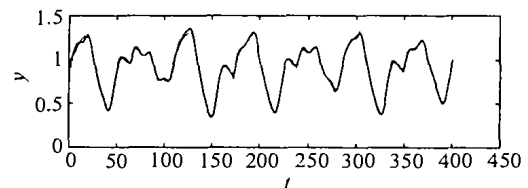
Table 1 Comparison between hybrid hierarchy GA and hierarchy GA

	递阶遗传算法	混合递阶遗传算法
进化代数	1000	30
训练时间/秒	2671.740	244.2340
神经网络规模	15	22
训练精度	0.0276	0.0034
检验精度	0.0302	0.0034

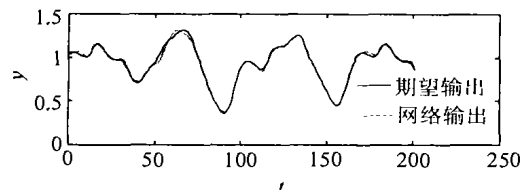
从训练结果可以看出,混合遗传算法使用的时间比递阶遗传算法低1个数量级,得到的神经网络精度提高1个数量级.

2) 混合递阶遗传算法进行多步预测( $\Delta T = 20$ ).

通过认为混沌神经网络的长期预测更加困难.采用混合递阶遗传算法训练径向基神经网络进行多步预测.本文中取 $\Delta T = 20$ ,径向基神经网络最大隐



(a) 训练数据与网络输出



(d) 检验数据混沌序列与网络输出

图5 混合递阶遗传算法辨识M-G混沌序列 $\Delta T=20$   
Fig. 5 Training RBF NN to identify M-G chaotic time series using hybrid hierarchical GA ( $\Delta T=20$ )

层节点数为  $n_{\max} = 25$ , 种群规模为 30. 训练结果如图 5 所示, 30 步进化, 占用 CPU 时间约 245.3430 秒. 训练后的网络隐层节点数为 19, 训练数据平均相对误差为 0.0150, 检验数据的平均相对误差为 0.0160. 可以认为神经网络模型的 M-G 混沌系统的合理化模型.

## 5 结论(Conclusion)

径向基神经网络具有优异的非线性函数逼近能力, 本文在研究了径向基神经网络学习算法和遗传算法的基础上提出了混合递阶遗传算法训练径向基神经网络, 将递阶遗传算法与最小二乘法结合在一起, 设计出一种高效灵活的径向基神经网络学习算法——基于混合递阶遗传算法的径向基神经网络学习算法. 基于混合递阶遗传算法的径向基神经网络学习算法能够从样本数据中同时确定径向基神经网络结构和参数, 同时具有较高的学习效率. 本文将径向基神经网络应用于混沌时间序列的预测中, 取得了满意的效果.

## 参考文献(References)

- [1] Moody J, Darken C. Fast learning in networks of locally-tuned processing units [J]. *Neural Computation*, 1989, 2(2): 281 - 284
- [2] Lippmann R P. Pattern classification using neural networks [J]. *IEEE Communication Magazing*, 1989, 27(11): 47 - 64
- [3] Chen S, Cowan C F N, Grant P M. Orthogonal least square algorithm for radial basis function networks [J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1991, 2(2): 302 - 309
- [4] Chen S, Grant P M, Cown C F N. Orthogonal least-squares algorithm for training multioutput radial basis function networks [J].

*IEEE Proceedings-F*, 1992, 139(6): 378 - 384

- [5] Chen S, Billings S A, Grant P M. Recursive hybrid algorithm for non-linear system identification using radial basis function networks [J]. *Int. J. Control*, 1992, 55(5): 1051 - 1070
- [6] Platt J. A resource-allocating network for function interpolation [J]. *Neural Computation*, 1991, 3(2): 213 - 225
- [7] Kadirkamathan V, Niranjan M. A function estimation approach to sequential learning with neural network [J]. *Neural Computation*, 1993, 5(6): 954 - 975
- [8] Lu Yingwei, Sundarajan N, Saratchandran P. A sequential learning scheme for function approximation using minimal radial basis function neural networks [J]. *Neural Network*, 1997, 9(2): 461 - 478
- [9] Lu Yingwei, Sundarajan N, Saratchandran P. Performance evaluation of a sequential minimal radial basis function (RBF) neural network learning algorithm [J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1998, 9(2): 308 - 318
- [10] Man K F, Tang K S, Kwong S, et al. *Genetic Algorithms for Control and Signal Processing* [M]. London: Springer-Verlag, 1997
- [11] Ma Yanhua. Study on Hirarchical Genetic Algorithm RBF and Application [D]. Tianjin: Tianjin University, 1999
- [12] Liu Yong. Study on System Identification Based on RBF Network and Its Application [D]. Tianjin: Tianjin University, 1999

## 本文作者简介

石红端 1968 年生. 副教授. 1996 年获博士学位. 研究方向为计算机过程控制, 智能控制.

刘 勇 1974 年生. 天津大学管理学院博士研究生. 研究方向为智能控制, 过程控制. Email: liu\_yong@eyou.com

刘宝坤 1938 年生. 教授. 1961 年年毕业于天津大学. 研究方向为智能控制, 计算机过程控制及系统集成.

李光泉 1936 年生. 教授, 博士生导师. 1958 年毕业于天津大学. 研究方向为大系统控制理论、方法及应用, CIMS 系统理论与方法. Email: gqli@tju.edu.cn