

文章编号: 1008-1542(2008)04-0295-04

# 一种改进的模糊调节神经网络及其应用

刘朝英, 王惠芳, 宋雪玲, 宋哲英, 李 凯

(河北科技大学电气信息学院, 河北石家庄 050018)

**摘 要:** 针对具有相同激励函数的隐层神经元非线性表达能力较差的情况, 提出了一种改进的模糊调节神经网络, 并利用遗传算法进行训练。该模糊调节神经网络包括模糊神经网络和三层前馈神经网络 2 部分, 通过模糊神经网络间接调整前馈神经网络隐层激励函数参数, 并用遗传算法同时对模糊调节神经网络的权值和模糊神经网络参数进行训练, 从而增强了网络的表达能力。将模糊调节神经网络用于非线性量化因子模糊控制器参数的整定仿真结果表明, 改进的神经网络比传统的神经网络拥有更大的自由度, 具有更强的非线性表现能力, 从而使非线性量化因子模糊控制系统具有更好的控制性能。

**关键词:** 模糊神经网络; 前馈神经网络; 遗传算法; 非线性量化因子

**中图分类号:** TP273      **文献标识码:** A

## Improved fuzzy-tuned neural network and its application

LIU Chao-ying, WANG Huifang, SONG Xueling, SONG Zheyang, LI Kai

(College of Electrical Engineering and Information Science, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang Hebei 050018, China)

**Abstract:** For the nonlinearity of neural network with same activation functions in all the hidden nodes is limited, this paper presents a fuzzy-tuned neural network, which is trained by genetic algorithm (GA). The fuzzy-tuned neural network consists of a neural-fuzzy network and a feed-forward neural network. The neural-fuzzy network modifies some of the parameters of the three-layer feed-forward neuron network. All the connecting weighting coefficients and some parameters of the fuzzy-tuned neural network are trained by GA, thus increasing nonlinearity of the network. Simulation shows that the proposed fuzzy-tuned neural network can increase the degree of freedom of the network function.

**Key words:** neural network; neural-fuzzy network; genetic algorithm; non-linear scaling factor

神经网络是模拟生物的神经系统建立、由大量简单的神经元广泛地相互连接而形成的复杂网络系统。它是高度非线性的、并行的自适应组织系统, 是一门活跃的边缘性交叉学科。传统的前馈网络对所有的隐层神经元使用相同的激励函数, 网络的信息仅分布存储于权值之中。而事实上, 在生物的神经网络中, 不可能所有神经细胞对输入有相同的响应。为此, 笔者提出了一种改进的模糊调节神经网络模型, 并利用遗传算法对其进行训练。在学习过程中于调整连接权值的同时, 通过模糊神经网络间接调整激励函数参数, 从而使改进的神经网络比传统的神经网络拥有更大的自由度, 具有更强的非线性表现能力和更好的控制性能。

### 1 改进的模糊调节神经网络

收稿日期: 2007-10-10; 修回日期: 2007-12-06; 责任编辑: 李 穆

基金项目: 河北省科技攻关项目(06213530); 河北省教育厅基金资助项目(20032006)

作者简介: 刘朝英(1958), 女, 河北肃宁人, 教授, 主要从事智能控制方面的研究。

改进的模糊调节神经网络包括模糊神经网络和三层前馈神经网络 2 部分<sup>[1]</sup>, 见图 1。

对模糊神经网络和三层前馈神经网络的连接权值同时进行训练, 并且模糊神经网络的输出  $P$  输入到前馈神经网络作为其隐层神经元的激励函数参数, 从而实现激励函数参数可调<sup>[2]</sup>。

1.1 前馈神经网络模型

三层前馈神经网络结构见图 2。

$n, m, k$  分别为输入层、输出层和隐层的神经元个数。

$P_{ia}, P_{ib} (i = 1, 2, \dots, k)$  为隐层中第  $i$  个神经元的激励函数参数, 均来自模糊神经网络的输出。定义第  $j$  个输入到第  $i$  个隐层神经元的连接权值为  $v_{ji}$ , 第  $x$  个隐层神经元到第  $s$  个输出的连接权值为  $w_{xs}$ , 第  $i$  个隐层神经元的激励函数定义为

$$f_i(\sum_{j=1}^n v_{ji} Z_j) = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{\sum_{j=1}^n v_{ji} Z_j - P_{ia}}{P_{ib}}\right)} \quad (1)$$

其中:  $P_{ia}$  为自变量的偏移量;  $P_{ib}$  为影响函数图形的“宽度”,  $P_{ib}$  增大, 函数的图形被横向“拉伸”,  $P_{ib}$  减小, 函数图形被横向“压缩”。这样, 网络的信息将不完全存储于连接权值中, 在学习时通过模糊神经网络调整  $P_{ia}$  和  $P_{ib}$ , 相当于增强了神经元的“智力”。

输出层采用形如式(1)的激励函数, 对于第  $l$  个输出激励函数为  $f^l$ , 其参数为  $\alpha_l, m^l$ , 则前馈神经网络的一个输出  $y^l$  为

$$y^l = f^l\left(\sum_{i=1}^k f_i\left(\sum_{j=1}^n v_{ji} Z_j\right)\right) \quad (2)$$

1.2 模糊神经网络

模糊神经网络由输入层、模糊化层、模糊逻辑层、输出层组成, 见图 3。

令  $g = 1, 2, \dots, h, L_{gj}$  表示第  $g$  条规则  $R_g$  到第  $j$  个输出之间的连接权值。模糊控制规则的描述如下。

$R_g$ : 如果  $Z_1$  是  $A_{1g}$  并且  $Z_2$  是  $A_{2g} \dots$  并且  $Z_n$  是  $A_{ng}$ , 则  $P_j$  是  $L_{gj}$ 。

定义隶属函数为铃形函数, 则第  $j$  个输入  $Z_j$  对应其第  $g$  个模糊集合  $A_{jg}$  的隶属函数为

$$\mu_{A_{jg}}(Z_j) = \exp\left(-\frac{(Z_j - Z_{jg})^2}{2\sigma_{jg}^2}\right) \quad (3)$$

可得模糊神经网络的输出为

$$P_j = \frac{\sum_{g=1}^h \left(\prod_{j=1}^n \mu_{A_{jg}}(Z_j)\right) L_{gj}}{\sum_{g=1}^h \left(\prod_{j=1}^n \mu_{A_{jg}}(Z_j)\right)} \quad (4)$$

模糊神经网络通过一系列的模糊规则来调节前馈神经网络隐层激励函数的参数  $P_{ia}, P_{ib}$ 。其输出层节点的个数是三层前馈神经网络隐层节点个数的 2 倍, 与前馈神经网络隐层激励函数参数的对应关系为  $P_1 = P_{1a}, P_2 = P_{1b}, P_3 = P_{2a}, P_4 = P_{2b}, \dots$ , 模糊神经网络自身的参数将通过遗传算法进行训练。

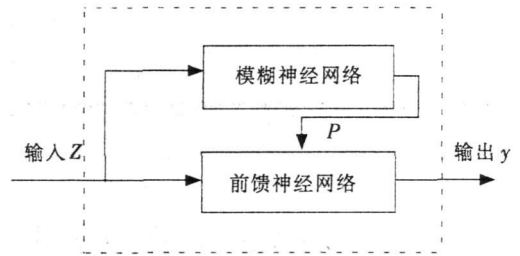


图 1 模糊调节神经网络框图

Fig. 1 Block diagram of the proposed fuzzy-tuned neu

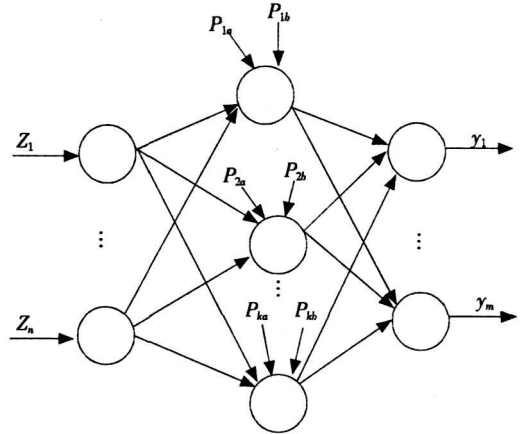


图 2 三层前馈神经网络

Fig. 2 Feedforward neural network with three layer

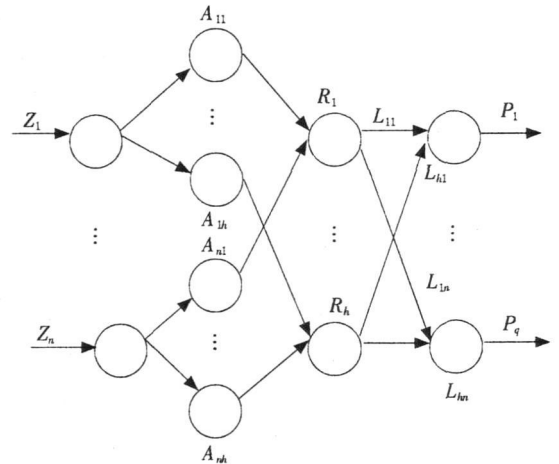


图 3 模糊神经网络

Fig. 3 Neura-fuzzy network

## 2 用遗传算法训练模糊调节神经网络

遗传算法是基于自然选择和基因遗传学原理的搜索法, 它将“优胜劣汰, 适者生存”的生物进化原理引入待优化参数形成的编码串种群中, 按照一定的适应度函数及一系列遗传操作对各个个体进行筛选, 从而使适应度值高的个体被保留下来, 组成新的种群, 新种群包含上一代的大量信息, 并且引入了新的优于上一代的个体。如此周而复始, 种群中各个个体适应度值不断提高, 直至满足一定的条件。最后种群中适应度值最高的个体即为待优化参数的最优解。

利用遗传算法设计模糊调节神经网络控制器, 其基本操作如下<sup>[3]</sup>。

1) 编码、解码及初始种群的产生 用遗传算法对模糊调节神经网络进行训练, 首先对待优化参数(在  $j, i, x, s, g, l$  的所有取值下的  $v_{ji}, w_{xs}, \alpha_d, m_d, Z_{ig}, \sigma_{ig}, L_{gj}$ ) 作为染色体进行编码。将所有参数分别用长度为  $L$  的二进制编码串表示。再将所有参数的编码拼接成一个染色体, 遗传操作的对象即为该“染色体”。

通过遗传操作获得最优的“染色体”, 将其复原成为原参数空间的值, 这就是解码操作。假设某参数的取值范围是  $(a, b)$ ,  $v$  为某二进制基因所对应的十进制数, 则该二进制基因对应的参数值  $x$  为

$$x = a + (b - a) / (2^L - 1) \times v. \tag{5}$$

为保证在整个解空间进行搜索, 采用随机产生的方法产生个数为  $n$  的初始种群。

2) 优化指标及适应度函数的确定 给定输入为  $Z_d = [Z_{1d} \ Z_{2d} \ Z_{nd}]$ , 期望的输出为  $Y_d = [y_{1d} \ y_{2d} \ y_{nd}]$ , 则提出的模糊调节神经网络的输入输出关系可描述为

$$Y_d = G(Z_d), \tag{6}$$

其中  $G(\cdot)$  为未知的非线性函数。

定义适应度函数为

$$f_{ss} = \frac{1}{1 + \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{l=1}^m |Y_{ld}(t) - Y_d(t)|}{Tm}}, \tag{7}$$

其中  $T$  为输入输出数据对的总数。

笔者选取参数的范围如下。

$$v_{ji}, w_{xs}, L_{gj}: [-1, 1]; m_d, Z_{ig}: [-0.5, 0.5]; \alpha_d, \sigma_{ig}: [0.01, 0.6].$$

3) 遗传算子 按照轮盘赌法进行复制, 同时保持种群规模的一致性, 即保证种群规模仍为  $n$ ; 对适应度值进行从大到小排序, 保留前 5% 的个体不进行交叉和变异操作。这样既可以防止未成熟收敛, 又可以加快收敛速度。

对剩余的 95% 的个体按照交叉概率  $p_c$ , 变异概率  $p_m$  进行交叉、变异操作, 连同保留的 5% 的个体组成新一代种群。

4) 遗传迭代终止条件 选取种群的平均适应度大于某一阈值或迭代次数作为迭代停止的条件, 输出该种群中适应度最高的个体作为最优参数。

## 3 基于模糊调节神经网络整定的模糊控制系统

非线性量化因子模糊控制器要取得良好的控制效果, 必须调整好不同输入的非线性量化因子参数。神经网络所具有的任意非线性表达能力, 可以通过对系统性能的学习来实现具有最佳参数组合的非线性量化因子模糊控制系统, 采用模糊调节神经网络, 可以建立非线性量化因子参数自学习的模糊控制器, 其结构见图 4<sup>[4]</sup>。

其中,  $F_e, F_{ec}$  分别为误差  $e$  与误差变化率  $ec$  的非线性量化因子,  $a_e, a_{ec}$  为其参数。

设被控对象为  $\frac{3}{s^2 + s + 1}$ , 模糊调节神经网络模型训练中, 各参数取值依次为模糊调节神经网络的输入节点

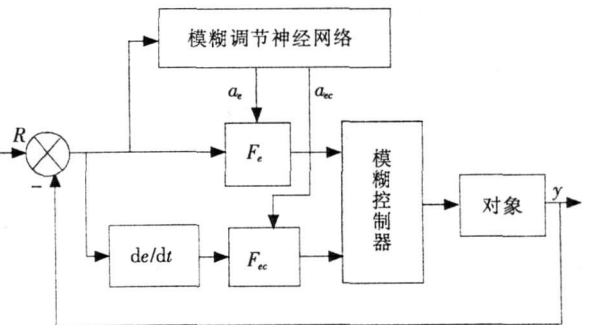


图 4 基于模糊调节神经网络的非线性量化因子模糊控制系统框图

Fig. 4 System block diagram of fuzzy controller with nonlinear scaling factors based on fuzzy-tuned neural network

数为 2, 输出节点数为 2, 隐层节点数为 2; 模糊神经网络中每个输入对应 3 个模糊集合。网络参数和权值的选取范围为  $v_{ji}, w_{xs}, L_{gj}: [-1, 1]$ ;  $m_d, Z_{ig}: [-0.5, 0.5]$ ;  $\alpha_l, \sigma_g: [0.01, 0.5]$ 。

而遗传算法的群体规模为 50,  $p_c = 0.5, p_m = 0.07$ 。

系统输入信号采用单位阶跃函数, 初始参数和权值取随机值, 运行稳定后用稳定参数和权值代替随机值, 其系统响应曲线见图 5。可见, 该系统具有良好的控制性能。

## 4 结 语

笔者提出一种新型的模糊调节神经网络, 其拥有更大的自由度, 具有更强的非线性表现能力。将该网络用于非线性量化因子模糊控制器参数的自学习, 可以有效地解决非线性量化因子模糊控制器参数整定难的问题, 取得良好的控制效果。

### 参考文献:

- [1] LING S H, LEUNG F H F, LAM H K. An improved genetic algorithm based fuzzy-tuned neural network[J]. *Neural Systems*, 2005, 15(6): 457-474.
- [2] 梁艳春. 关于激励函数可调的人工神经网络模型的注记[J]. *计算机学报*, 1999, 22(12): 1335-1336.
- [3] 王惠芳, 刘朝英, 宋雪玲, 等. 基于遗传算法的模糊控制器参数优化[J]. *河北科技大学学报*, 2007, 28(4): 276-280.
- [4] 刘金琨. 先进 PID 控制及其 MATLAB 仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.

(上接第 288 页)

易证, 中断的 WSEPT 规则的可中断的动态优先策略是最优的, 证明与定理 1 中第 2 部分类似, 在此不赘述。

## 3 结 语

分别从不可中断和可中断情形对加工时间服从指数分布, 目标函数为  $E(\sum w_j D_j)$  的单机随机排序问题证明了 WSEPT 规则为其最优算法, 可见, 该类问题在实际中可以在多项式时间内解决, 提高了效率, 节省了时间, 有重大的理论与实际意义。

### 参考文献:

- [1] 唐恒永, 赵传立. 排序引论[M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [2] MICHAEL P. Scheduling: Theory, Algorithms and Systems[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1995.
- [3] 唐恒永. 随机排序模型及求解方法[J]. *数学理论与应用*, 1999, 19(3): 22-26.
- [4] 钱颂迪. 运筹学[M]. 修订版. 北京: 清华大学出版社, 1990.
- [5] CHRISTOS H. PAPANICOLAOU K S. Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity[M]. Canada: General Publishing Company, 1998.
- [6] 梁之舜. 概率论与数理统计[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.
- [7] LI W, GLAZEBROOK K D. On stochastic machine scheduling with general distributional assumptions[J]. *European Journal of Operational Research*, 1999, 105(3): 525-536.
- [8] FORST F G. Stochastic sequencing on one machine with earliness and tardiness penalties[J]. *Probability in the Engineering and Information Sciences*, 1993, (7): 291-300.
- [9] CHANG C S, YAO D D. Rearrangement, majorization and stochastic scheduling[J]. *Mathematics of Operation Research*, 1993, 18: 658-684.
- [10] PINEDO M. Stochastic scheduling with release dates and due dates[J]. *Operation Research*, 1983, 31: 559-572.

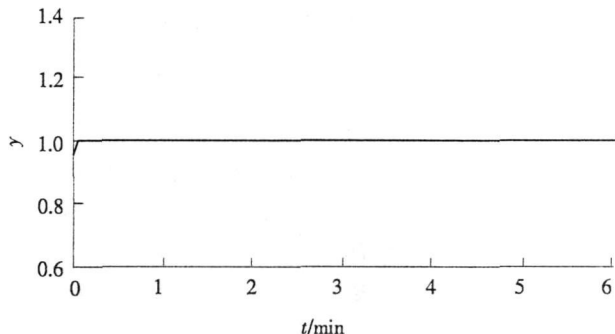


图 5 基于模糊调节神经网络整定的非线性量化因子模糊控制系统阶跃响应曲线

Fig. 5 System step response of fuzzy controller with nonlinear scaling factors based on fuzzy-tuned neural network