

The Applications of Fuzzy Neural Network Used in Network Center Room Temperature Control

Hao Mu, Kaichun Ren, Di Wen, Kai Qin

¹Key Laboratory of Engineering, Chongqing Institute of Communication, Chongqing

²Institute of Automotive Electronic and Embedded System, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing
Email: muhaos@qq.com

Received: Jan. 9th, 2013; revised: Jan. 24th, 2013; accepted: Feb. 2nd, 2013

Abstract: The temperature of network center room is large time delay, great inertia controlled object. In view of the characteristics, combined with fuzzy control and neural network, a kind of fuzzy neural network controller was designed. On the basis of T-S fuzzy model, five-layers fuzzy neural network structure was established. The improved BP algorithm and least square method for fuzzy neural network learning algorithm was used. The simulation results show that system response time is short and small overshoot and steady state of high accuracy, good dynamic quality and stability and anti-jamming.

Keywords: Fuzzy Neural Network; BP Algorithm; Temperature Control

模糊神经网络在网络中心机房温度调节中的应用研究

牟浩¹, 任开春¹, 文迪², 秦恺¹

¹重庆通信学院控制工程重点实验室, 重庆

²重庆邮电大学汽车电子与嵌入式系统研究所, 重庆

Email: muhaos@qq.com

收稿日期: 2013年1月9日; 修回日期: 2013年1月24日; 录用日期: 2013年2月2日

摘要: 网络中心机房的温度是大延时、大惯性的被控对象, 针对此特点, 以模糊控制和神经网络结合的思想, 设计了一种基于模糊神经网络的控制器的。建立了以 T-S 模糊模型为基础的 5 层模糊神经网络结构, 并采用改进的 BP 算法和最小二乘法为模糊神经网络的学习算法。仿真结果表明, 该方法下系统响应时间短、超调量小且稳态精度高, 有较好的动态品质、稳定性和抗干扰性。

关键词: 模糊神经网络; BP 学习算法; 温度调节

1. 引言

网络中心机房在控制网络、促进网络系统安全应用和保持网络高效运行方面起到至关重要的作用。机房内有大量计算机、服务器和交换机等发热设备长时间不间断运行, 将导致机房温度升高从而影响机器运行, 同时冬季气温低于一定值时机房内机器中的某些硬件也将受到影响无法正常工作, 为保证机房内的温度在不同季节和外界温度条件下达到国家规定标准,

温度的智能控制十分重要。在实际运行中, 需要机房空调全功率长时间开机, 实际空调热负载在绝大部分时间远比设计负载低, 这样既浪费能源且不能对机房温度进行很好的控制调节^[1,2]。

由于机房温度是大惯性、纯滞后、非线性和时变性的复杂控制对象, 难以建立精确的数学模型, 因而采用常规 PID 很难实现理想的控制效果。模糊神经网络 FNN(Fuzzy Neural Network)是近年来基于模糊集

理论发展起来的一种新方法。它具有很强的鲁棒性、非线性映射能力及自学习能力。采取神经网络技术进行模糊信息处理，可以及时调整模糊控制的隶属函数，使模糊系统成为一种自适应模糊系统^[3-5]。

基于以上分析，本文提出了一种利用模糊控制和神经网络控制的综合控制方法，设计了 FNN 控制器。模糊控制和神经网络的结合，不但保留了模糊控制的全部功能，而且拥有神经网络非线性拟合和泛化能力，能够体现调节的非线性特性，控制效果更佳。

2. 模糊神经网络控制器结构

FNN 是一种根据模糊控制系统构造的人工神经网络，将信息和控制功能融入到神经网络的权值中，这样既可以用语言描述的方式进行知识采集，建立模糊控制机制，又可以通过学习来提高其编码的精度，还可以利用其并行处理能力来加速推理的过程^[6-8]。本文设计了一种综合利用模糊控制和神经网络技术来实现温度智能控制的新方法。该方法设计的 FNN 控制器，使神经网络内部的权值记忆了模糊推理规则，具有模糊控制的全部功能。而且神经网络自身具有很

强的非线性能力和拟合能力，有很好的控制效果和很强的适应能力。模糊神经网络控制器的结构如图 1。

图 1 中 $r(t)$ 为参考输入信号，即预先设定的温度， $y(t)$ 为温度检测值， u 为温度控制信号。误差 $e = k_e [r(t) - y(t)]$ ，误差变化率 $\Delta e = k_{ec} (de/dt)$ 。 k_e, k_{ec} 为比例因子， k_u 为量化因子。

3. 模糊神经网络结构

模糊模型主要有 2 种重要形式：Mamdani 模型和 T-S 模型。前者推理计算复杂，直接应用语言模型形式，其前、后件均为模糊语言值，应用较少。后者前件为模糊语言值，后件为输入变量的线性组合，其计算结果为一精确值，结构简单，计算快速，简化了推理过程^[9,10]，故本系统采用 T-S 模糊模型。模糊神经网络结构如图 2。

图 2 中，第一层为输入层，该层有两个节点，完成接收误差 e 和误差变化率 Δe ，分别输出到下一层的任务。

第二层为模糊化层，该层共有 10 节点，输入输出变量模糊集为“很好”(表示 e 和 Δe 很小)、“好”(表

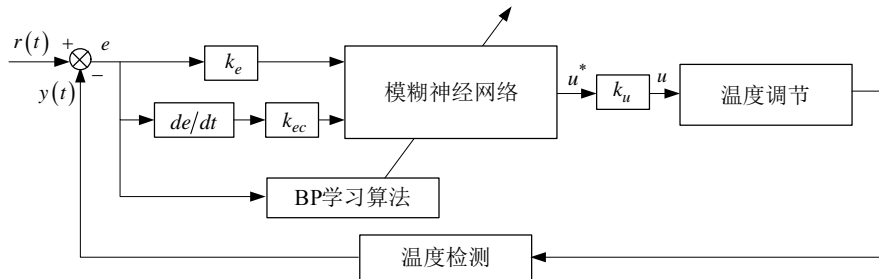
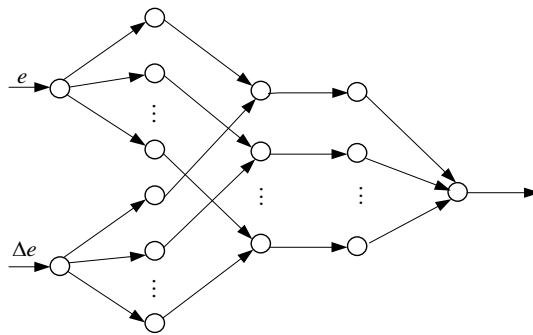


Figure 1. Structure of fuzzy neural network controller
图 1. 模糊神经网络控制器结构



输入层 模糊化层 推理层 解模糊层 输出层

Figure 2. Structure fuzzy neural network
图 2. 模糊神经网络结构

示 e 和 Δe 小)、“中等”(表示 e 和 Δe 中等)、“差”(表示 e 和 Δe 大)和“很差”(表示 e 和 Δe 很大),隶属度函数用高斯函数表示,则输出为:

$$\mu_{ij} = \exp\left(-\frac{(x_i - m_{ij})^2}{\delta_{ij}^2}\right) \quad (1)$$

其中 $i=1,2, j=1,2,\dots,5$ 分别表示输入量的维数为 2 和模糊分割集数为 5。 m_{ij} 和 δ_{ij} 分别表示高斯函数的平均值和标准方差,也就是隶属函数的中心和宽度。高斯隶属函数中参数 m_{ij} 和 δ_{ij} 采用“ k -均值聚类算法”确定,算法原理步骤如下:

1) 选择 k 个初始化聚类中心点 $m_j, j=1,2,\dots,k$;

2) 将所有数据集合按最近聚类中心分组,如果 $\|x_j - m_j\|$ 偏差最小,则将 x_i 分配给 N_j , N_j 表示聚集在聚类中心 m_j 周围的训练数据集合;

3) 重新计算聚类中心:

$$m_j = \frac{1}{M_j} \sum_{i=1}^{M_j} x_i \quad (2)$$

式中 M_j 为 N_j 中元素个数;

4) 重复步骤 2)和步骤 3)直到聚类中心 m_j 不再变化为止。

聚类算法完成后,可以直接确定参数 δ_{ij}^2 ,它表示和每个中心相联系的数据分布的一种测度,可以用很多方法确定,本文中取聚类中心和训练数据之间距离之和的平均值:

$$\delta_{ij}^2 = \frac{1}{M_j} \sum (x - m_j)^T (x - m_j) \quad (3)$$

第三层为推理层,该层节点数为 5,每个神经元节点代表一条模糊规则,采用 Sum-Product 模糊推理规则,即:

$$\pi_j = \prod_{i=1}^N \mu_{ij}(x_i) \quad (4)$$

其中 $j=1,2,\dots,5$ 表示规则数。

第四层为解模糊层,该层的作用是实现归一化计算,避免在学习过程中由于各修正量过大而产生振荡。该层的输出可表示为:

$$\bar{\pi}_j = \frac{\pi_j}{\sum_{j=1}^5 \pi_j} \quad (5)$$

第五层为输出层,该层采用加权线性求和法,求出清晰的输出值,即:

$$y_k = \sum_{j=1}^5 \omega_{jk} \bar{\pi}_j \quad (6)$$

其中 ω_{jk} 表示解模糊层与输出层之间的连接权值,输出层只有一维故 $k=1$ 。

由以上五层神经元组成的模糊神经网络具有很强的学习能力。

4. 模糊神经网络学习算法

BP 算法是目前神经网络中使用的最多的方法^[11],本文将改进的 BP 算法与最小二乘算法结合起来用来修正 m, δ 和权值 ω ,从而完成隶属函数规则的自我学习和完善。

网络的误差函数 E_p 为:

$$E = \sum_{i=1}^T E_p, E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (Y_k - y_k)^2 \quad (7)$$

其中: y 为实际输出; Y 为理想输出; T 为训练样本个数。

输出层权值的加权调节公式:

$$\omega_{jk}(n+1) = \omega_{jk}(n) + \eta \Delta \omega_{jk} + \alpha (\omega_{jk}(n) - \omega_{jk}(n-1)) \quad (8)$$

式中:

$$\Delta \omega_{jk} = \pi_j (Y_k - y_k) / \sum \pi_j \quad (9)$$

其中: n 是迭代次数; η 是学习速率; α 是冲量系数。

模糊化层的加权调节公式:

$$m_{ij}(n+1) = m_{ij}(n) + \eta \Delta m_{ij} + \alpha (m_{ij}(n) - m_{ij}(n-1)) \quad (10)$$

$$\delta_{ij}(n+1) = \delta_{ij}(n) + \eta \Delta \delta_{ij} + \alpha (\delta_{ij}(n) - \delta_{ij}(n-1)) \quad (11)$$

其中:

$$\Delta m_{ij} = -\frac{\partial E_p}{\partial m_{ij}} = \delta^2 \frac{2(x_i - m_{ij})}{\delta_{ij}^2} \quad (12)$$

$$\Delta \delta_{ij} = -\frac{\partial E_p}{\partial \delta_{ij}} = \delta^2 \frac{2(x_i - m_{ij})}{\delta_{ij}^3} \quad (13)$$

其中:

$$\delta_j^2 = \delta_j^3 \mu_{ij}(x_i) \quad (14)$$

$$\delta_j^3 = \begin{cases} \sum_k \delta_k^4 \frac{\pi_k}{s^2}, k \neq j \\ \sum_k \delta_k^4 \frac{s - \pi_k}{s^2}, k = j \end{cases} \quad (15)$$

$$\delta_j^4 = \bar{\pi}(Y_k - y_k) \omega_{jk} \quad (16)$$

在训练中，规则数从 1 开始增加，直到找到一个满意的网络性能。选择适应的参数 η 和 α 不是很容易的事：为了让目标函数极小，学习速率 η 的选择应该足够小，但小的学习率将使收敛很慢；反之，若选择大的学习率，又可能引起学习过程的振荡，会收敛不到期望的值，另外由于目标函数是非线性的，会存在局部极小值。

因此，本文采用变步长的方法使得计算量不会增加太多，又使得变步长得到合适的调整。步长调整关系为：

$$\eta = \begin{cases} \beta\eta, \text{当} \Delta E > 0 \text{且} \beta < 1 \\ \gamma\eta, \text{当} \Delta E < 0 \text{且} \gamma > 1 \\ \eta, \text{其它} \end{cases} \quad (17)$$

其中： β, γ 为常数， $\Delta E = E(n) - E(n-1)$ 。

5. 在温控系统中的实现及仿真

5.1. 模型参数设定

模糊神经网络控制器 FNNC 采用图 2 所示的网络结构，模型描述为：

$$R_r : \text{if } (x_1 = A_{r1}) \text{ and } (x_2 = B_{r1}) \text{ then } (u = C_p)$$

其中，输入 x_1 对应误差 e ， x_2 对应误差变化 Δe 。

$$A_{r1} = [NM, NS, ZO, PS, PM],$$

$$B_{r1} = [NM, NS, ZO, PS, PM].$$

训练参数设置如下，各变量的论域分别为：

$$x_1 = [-e, +e] = [-4, +4],$$

$$x_2 = [-\Delta e, +\Delta e] = [-1, +1],$$

$$U = [-u, +u] = [-1, +1].$$

初始学习率： $\eta = 0.5$ ，平滑因子： $\alpha = 0.8$ 。

语言变量各模糊子集的初始隶属函数由(1)式：

$$\mu_{ij} = \exp\left(-\frac{(x_i - m_{ij})^2}{\delta_{ij}^2}\right)$$

可得，其中参数 m_{ij} 和 δ_{ij} 采用“ k -均值聚类算法”确定。对应的误差语言变量隶属度函数曲线如图 3 所示。

5.2. 仿真试验

为了验证模糊神经网络控制方法的有效性和实用性，采用 Matlab 软件中 Simulink 工具进行了单位阶跃响应试验研究。

首先对设计的温度模糊神经网络控制器进行训练，网络学习过程流程图如图 4 所示。误差曲线如图 5 所示，从图中可以看出，经过 3500 此训练后，误差为 0.00047，达到期望的误差值 0.001。仿真试验结果表明，此模糊神经网络控制器在温度控制中的应用具有良好的效果。

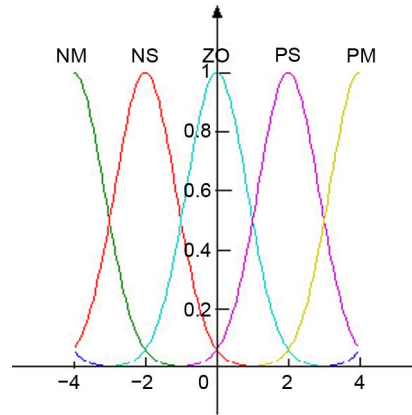


Figure 3. Membership function of error variable
图 3. 误差语言变量隶属度函数

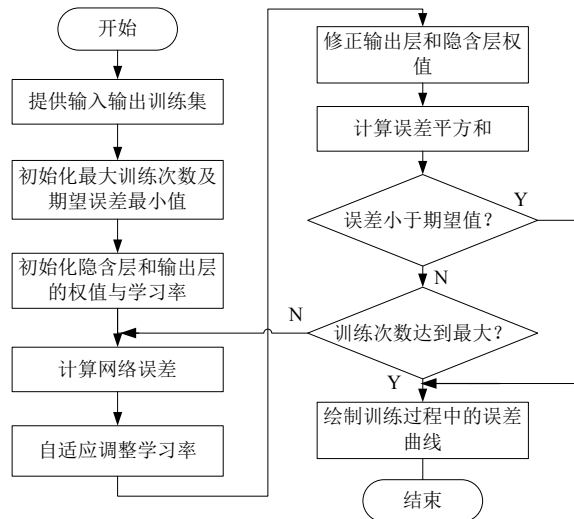


Figure 4. Learning flow chart of fuzzy neural network
图 4. 模糊神经网络学习流程图

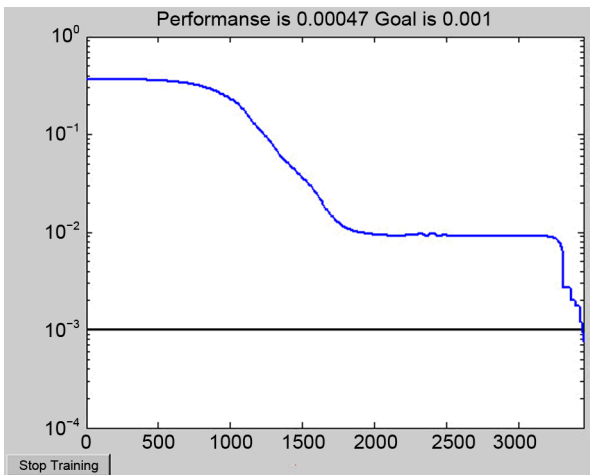


Figure 5. Error curve of network
图 5. 网络误差曲线

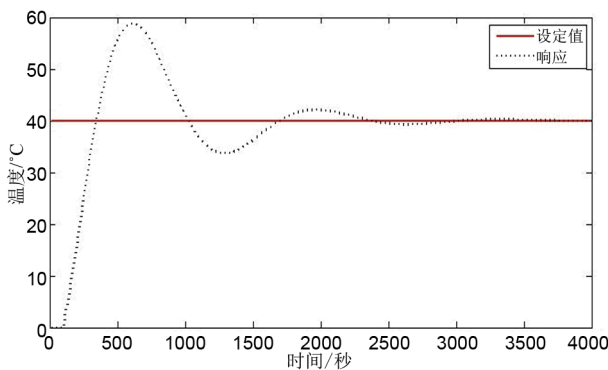


Figure 6. PID control
图 6. 常规 PID 控制

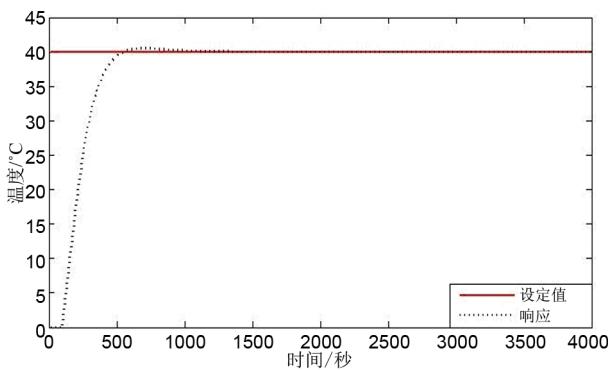


Figure 7. Fuzzy neural network control
图 7. 模糊神经网络控制

由于机房温度是大惯性、纯滞后、非线性和时变的复杂控制对象，根据此特点，将其简化为一个带有纯滞后的一阶惯性环节，设其传递函数为^[12,13]：

$$G_o(s) = \frac{2e^{-20s}}{180s + 1} \quad (18)$$

选择单位阶跃信号为输入量分别实现了模糊神经网络控制和常规 PID 控制的仿真。如图 6 和图 7 所示，设定温度值为 40℃时，假定系统温度响应从 0℃开始。常规 PID 控制下系统在 3000 秒处基本稳定，但响应超调量较大、响应时间长，虽然能实现对温度的控制但是效果不理想。相比之下模糊神经网络控制下系统在 1500 秒处基本稳定在设定的温度值处，并且响应较常规 PID 控制，时间短、超调量小，稳态精度高，无振荡，响应曲线较好。说明此模糊神经网络控制器能很好的实现预期的功能，很好地达到网络中心机房温度智能控制的目的。

6. 结语

针对网络中心机房温度对象的大延时、大惯性，本文提出了模糊神经网络控制策略，实现了机房温度的智能控制，同时也克服了常规 PID 控制超调量大、响应时间长和自适应能力差的缺点。文中使用改进的 BP 算法与最小二乘算法结合起来的算法修改神经网络权值，克服了学习过程收敛过慢和学习过程振荡等缺点。该控制方法对于复杂的被控对象也能取得良好的控制效果，表现出较好的动态品质、稳定性和抗干扰性等优点，具有较高的应用价值。

参考文献 (References)

- [1] 周云海. 机房温度远程监测技术探索[J]. 科技创新导报, 2011, 32: 50.
- [2] 金星. 基于 LabVIEW 和 DS18B20 的网络中心机房温度测控系统[J]. 遵义师范学院学报, 2011, 13(3): 78-80.
- [3] 韦巍, 何衍. 智能控制基础[M]. 北京: 清华大学出版, 2008: 11.
- [4] 毕晓君. 信息智能处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010: 3.
- [5] 牛培峰, 张密哲, 陈贵林等. 自适应模糊神经网络控制在锅炉过热汽温控制中的应用[J]. 动力工程学报, 2011, 31(2): 47-49.
- [6] 张照生, 罗健旭. 基于差分进化算法的模糊神经网络控制器[J]. 计算机与应用化学, 2011, 28(12): 1549-1552.
- [7] 刘凤霞, 刘前进. 基于模糊神经网络的故障类型识别[J]. 继电器, 2006, 34(3): 12-19.
- [8] 苏海滨, 王光政, 王继东等. 基于模糊神经网络的地图匹配算法[J]. 北京科技大学学报, 2012, 34(1): 43-47.
- [9] 肖爱林. 模糊控制和自适应模糊神经网络控制在太阳能新风系统中的应用研究[D]. 北京邮电大学, 2011.
- [10] 殷桂梁, 孙海宁, 张志华等. 模糊神经网络光伏功率调节系统[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(1): 24-28.
- [11] R. Kshirsagar. Artificial neural network. MPGJ National Multi Conference, 2012: 12-16.
- [12] 李秀梅, 赵春江, 乔晓军等. 基于改进遗传算法的温湿度模糊神经网络控制器[J]. 农业工程学报, 2004, 20(1): 259-262.
- [13] 王春艳. 模糊 PID 在加热器温控系统中的应用[J]. 化工自动化及仪表, 2012, 39(3): 366-369, 429.