

一种递归模糊神经网络自适应控制方法

毛六平, 王耀南, 孙 炜, 戴瑜兴

(湖南大学电气与信息工程学院, 湖南长沙 410082)

摘 要: 构造了一种递归模糊神经网络(RFNN), 该 RFNN 利用递归神经网络实现模糊推理, 并通过在神经网络的第一层添加了反馈连接, 使网络具有了动态信息处理能力. 基于所设计的 RFNN, 提出了一种自适应控制方案. 在该控制方案中, 采用了两个 RFNN 分别用于对被控对象进行辨识和控制. 将所提出的自适应控制方案应用于交流伺服系统, 并给出了仿真实验结果, 验证了所提方法的有效性.

关键词: 递归模糊神经网络; 自适应控制; 交流伺服

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 12-2285-03

An Adaptive Control Using Recurrent Fuzzy Neural Network

MAO Liu ping, WANG Yao nan, SUN Wei, DAI Yu xin

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China)

Abstract: A kind of recurrent fuzzy neural network (RFNN) is constructed, in which, recurrent neural network is used to realize fuzzy inference and temporal relations are embedded in the network by adding feedback connections on the first layer of the network. On the basis of the proposed RFNN, an adaptive control scheme is proposed, in which, two proposed RFNNs are used to identify and control plant respectively. Simulation experiments are made by applying proposed adaptive control scheme on AC servo control problem to confirm its effectiveness.

Key words: recurrent fuzzy neural network; adaptive control; AC servo

1 引言

近年来, 人们开始越来越多地将神经网络用于辨识和控制动态系统^[1~3]. 神经网络在信号的传播方向上, 可以分为前馈神经网络和递归神经网络. 前馈神经网络能够以任意精度逼近任意的连续函数, 但是前馈神经网络是一个静态的映射, 它不能反映动态的映射. 尽管这个问题可以通过增加延时环节来解决, 但是那样会使前馈神经网络增加大量的神经元来代表时域的动态响应. 而且, 由于前馈神经网络的权值修正与网络的内部信息无关, 使得网络对函数的逼近效果过分依赖于训练数据的好坏. 而另一方面, 递归神经网络^[4~7]能够很好地反映动态映射关系, 并且能够存储网络的内部信息用于训练网络的权值. 递归神经网络有一个内部的反馈环, 它能够捕获系统的动态响应而不必在外部添加延时反馈环节. 由于递归神经网络能够反映动态映射关系, 它在处理参数漂移、强干扰、非线性、不确定性等问题时表现出了优异的性能. 然而递归神经网络也有它的缺陷, 和前馈神经网络一样, 它的知识表达能力也很差, 并且缺乏有效的构造方法来选择网络结构和确定神经元的参数.

递归模糊神经网络(RFNN)^[8,9]是一种改进的递归神经网络, 它利用递归网络来实现模糊推理, 从而同时具有递归神经网络和模糊逻辑的优点. 它不仅很好地反映动态映射关系, 还具有定性知识表达的能力, 可以用人类专家的语言控制规则来训练网络, 并且使网络的内部知识具有明确的物理意义.

义, 从而可以很容易地确定网络的结构和神经元的参数.

本文构造了一种 RFNN, 在所设计的网络中, 通过在神经网络的第一层加入反馈连接来存储暂态信息. 基于该 RFNN, 本文还提出了一种自适应控制方法, 在该控制方法中, 两个 RFNN 被分别用于对被控对象进行辨识和控制. 为了验证所提方法的有效性, 本文将所提控制方法用于交流伺服系统的控制, 并给出了仿真实验结果.

2 RFNN 的结构

所提 RFNN 的结构如图 1 所示, 网络包含 n 个输入节点, 对每个输入定义了 m 个语言词集节点, 另外有 l 条控制规则节点和 p 个输出节点. 用 $u_i^{(k)}$ 、 $O_i^{(k)}$ 分别代表第 k 层的第 i 个节点的输入和输出, 则网络内部的信号传递过程和各层之间的输入输出关系可以描述如下:

第一层: 这一层的节点将输入变量引入网络. 与以往国内外的研究不同, 本文将反馈连接加入这一层中. 第一层的输入输出关系可以描述为:

$$O_i^{(1)}(k) = u_i^{(1)}(k) = x_i^{(1)}(k) + w_i^{(1)}(k) \cdot O_i^{(1)}(k-1),$$
$$i = 1, \dots, n \quad (1)$$

之所以将反馈连接加入这一层, 是因为在以往的模糊神经网络控制器中, 控制器往往是根据系统的误差及其对时间的导数来决定控制的行为. 在第一层中加入暂态反馈环, 则只需要以系统的误差作为网络的输入就可以反映这种关系, 这样做不仅可以简化网络的结构, 而且具有明显的物理意义, 使

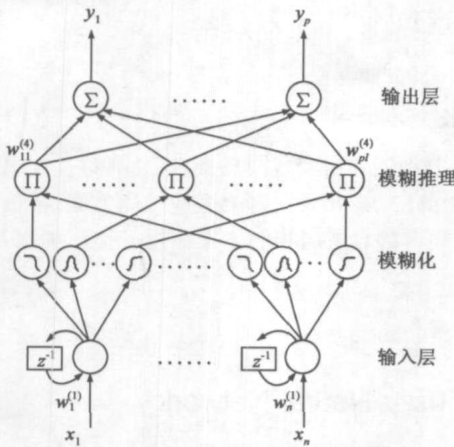


图1 递归模糊神经网络的结构

得反馈权值 $w^{(1)}(k)$ 的初始值较易确定,这也是所提 RFNN 与其它 RFNN 不同的地方。

第二层:这一层的节点将输入变量进行模糊化,每一个节点代表一个隶属函数。在这里我们采用高斯基函数作为隶属函数。

$$u_{ij}^{(2)} = -\frac{(O_i^{(1)} - a_{ij})^2}{(b_{ij})^2}, O_{ij}^{(2)} = \exp(u_{ij}^{(2)}),$$

$$i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中, a_{ij} 和 b_{ij} 分别代表高斯函数的中心值和宽度,下标 ij 对应第 i 个输入的第 j 个语言词集。

第三层:这一层根据模糊控制规则库实现模糊推理,每个节点对应一条控制规则。假设第 q 条模糊规则可以被描述为:

If x_1 is A_1^q and x_2 is A_2^q and ... and x_n is A_n^q then y_1 is B_1^q , y_2 is B_2^q , ..., y_p is B_p^q .

其中 A_i^q 是第 q 条模糊规则中第 i 个输入对应的语言词集, B_j^q 是第 q 条模糊规则中第 j 个输出对应的语言词集。则第三层第 q 个节点的输入对应第 q 条模糊规则的前提,节点用乘法来实现 'and' 操作,输出对应第 q 条规则对输出的影响程度。

用 $O_{iq_i}^{(2)}$ 来代表 x_i 对 A_i^q 的隶属度, $q_i = 1, 2, \dots, m$, 则第 q 个节点的输入输出关系为:

$$u_q^{(3)} = \prod_i O_{iq_i}^{(2)}, O_q^{(3)} = u_q^{(3)}, \quad i = 1, 2, \dots, n, q = 1, 2, \dots, l \quad (3)$$

第四层:这一层执行去模糊化操作,并得到网络输出。

$$u_s^{(4)} = \sum_q w_{sq}^{(4)} O_q^{(3)}, O_s^{(4)} = \frac{u_s^{(4)}}{\sum_q O_q^{(3)}}, \quad s = 1, 2, \dots, p, q = 1, 2, \dots, l \quad (4)$$

其中 $w_s^{(4)}$ 是网络的权值,它的物理意义是第 q 条规则中语言词集 B_s^q 的隶属函数的中心值。

从上面的描述中,我们可以很清楚地知道所提 RFNN 是一个在输入层具有暂态存储单元的模糊逻辑系统。

3 基于 RFNN 的自适应控制方法

所提出的基于 RFNN 的自适应控制方法的结构框图如图

2 所示,在这种方法中,两个 RFNN 被分别用作辨识器(RFNNI)和控制器(RFNNC)。RFNNC 根据系统误差 $e(k)$,按照自适应控制律,输出控制信号 $u(k)$, $u(k)$ 作用于被控对象,使得对象的输出 $y(k)$ 能够跟踪期望输出 $r(t)$ 。RFNNI 对被控对象进行辨识,并为 RFNNC 的自适应调节提供对象的模型信息。由于 RFNN 中包含有动态反馈连接环节,用 RFNNI 对被控对象进行辨识时,仅仅需要用到前一时刻对象的输出 $y(k-1)$ 和当前时刻的控制信号 $u(k)$ 作为网络的输入,这样可以大大简化网络的结构。

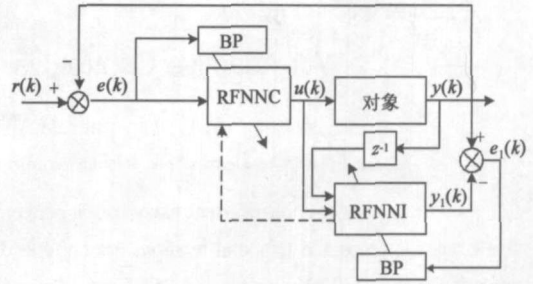


图2 基于 RFNN 的自适应控制方法

在所提出的控制方法中,RFNNC 的自适应控制律和 RFNNI 的训练算法都采用 BP 算法。对于 RFNNI,训练的目标函数定义为:

$$J_I(k) = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^h (e_{s}(k))^2 = \sum_{s=1}^h (y_s(k) - y_{s}(k))^2 \quad (5)$$

其中, $y_s(k)$ 是对象在第 k 个采样时刻的第 s 个输出分量, $y_{s}(k)$ 是 RFNNI 在第 k 个采样时刻的第 s 个输出分量, $e_s(k)$ 是 $y_s(k)$ 和 $y_{s}(k)$ 之间的误差。

RFNNC 的自适应控制率的目标调节函数则定义为:

$$J_C(k) = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^h (e_s(k))^2 = \sum_{s=1}^h (r_s(k) - y_s(k))^2 \quad (6)$$

其中, $r_s(k)$ 是第 k 个采样时刻系统期望输出的第 s 个分量, $y_s(k)$ 是第 k 个采样时刻对象实际输出的第 s 个分量, $e_s(k)$ 是 $r_s(k)$ 和 $y_s(k)$ 之间的误差。根据 BP 算法可知,如果对象的模型信息未知的話,则 RFNNC 的自适应控制率的收敛性将得不到保证。很明显,在所提方法中,RFNNI 的辨识结果可以为 RFNNC 提供准确的对象模型信息,从而保证了自适应系统的稳定性和收敛性。

4 仿真实验

交流电机的动态特性通常具有高度的非线性,并且还可能包含严重的不确定性因素,譬如:摩擦和负载的变化。因此对交流电机进行精确的伺服控制十分困难。在本文的仿真实验中,我们将把所提出的自适应控制方法应用于交流伺服系统的控制来检验该方法的有效性。我们设计的交流伺服系统包括两个反馈环:位置控制环和速度控制环。所提出的 RFNNC 被用作位置控制器,它的输入是电机转轴位置与期望位置之间的误差 e ,它的输出是电机的期望转速。而电机的转速则由速度控制环来进行控制。由于在多环控制系统中,外环的控制性能往往才是决定系统性能的主要因素,因此,在本文的实验中,电机的速度控制内环采用的是常规 PID 控制方法。

在所提出的自适应控制方案中, 整个电机速度控制内环被看作是一个对象, 由 RFNNI 来进行辨识, 由 RFNNC 来进行控制. 控制系统的结构与图 2 相同.

实验中采用的交流电机具有以下参数: 额定功率 $P_n = 2.2 \text{ kW}$, 额定电压 $U_n = 220 \text{ V}$, 额定电流 $I_n = 5 \text{ A}$, 额定转速 $n_n = 1440 \text{ r/min}$, 定子电阻 $r_s = 2.91 \Omega$, 转子电阻 $r_r = 3.04 \Omega$, 定子自感 $L_s = 0.45694 \text{ H}$, 转子自感 $L_r = 0.45694 \text{ H}$, 互感 $L_m = 0.44427 \text{ H}$, 额定电磁力矩 $T_m = 14 \text{ N}\cdot\text{m}$, 极对数 $n_p = 2$, 电磁惯量 $J = 0.002276 \text{ kg}\cdot\text{m}^2$, 额定磁通 $\Psi_n = 0.96 \text{ wb}$. 系统的采用频率是 10 KHz .

实验分为两步. 第一步, 在电机未加负载的情况下, 观察交流伺服系统的阶跃响应并与 PID 控制的响应结果进行了比较, 实验结果如图 3 所示, 由系统的阶跃响应结果可以看出, 所提出的控制方法具有较好的动静态性能. 第二步, 在系统处于稳定的情况下, 给电机突加 $15 \text{ N}\cdot\text{m}$ 的负载干扰, 观察系统的鲁棒性并与 PID 控制方法进行了比较, 实验结果如图 4 所示, 由实验结果可以看出, 所提出的控制方法可以很好地克服干扰的影响, 具有很好的鲁棒性.

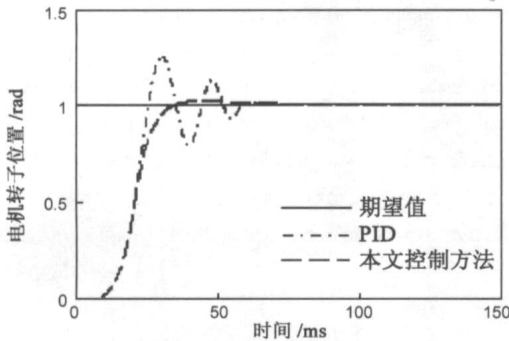


图 3 交流伺服系统的阶跃响应

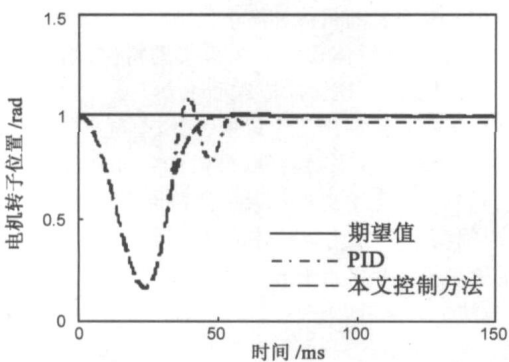


图 4 交流伺服系统的扰动响应

5 结论

本文设计了一种递归模糊神经网络来实现模糊推理, 并在网络的第一层加入反馈连接来存储暂态信息, 使网络不仅可以很好地反映动态映射关系, 还具有定性知识表达的能力. 本文利用两个该递归模糊神经网络分别对被控对象进行辨识

和控制, 提出了一种自适应控制方法, 并将所提控制方法用于交流伺服系统的控制. 仿真实验结果验证了所提方法具有很好的动、静态性能和鲁棒性, 是一种行之有效的控制方法.

参考文献:

- [1] Y M Park, M S Choi, K Y Lee. An optimal tracking neuro controller for nonlinear dynamic systems[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1996, 7(5): 1099- 1110.
- [2] K S Narendra, K Parthasarathy. Identification and control of dynamical systems using neural networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1996, 1(1): 4- 27.
- [3] M A Brdys, G J Kulawski. Dynamic neural controllers for induction motor[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(2): 340- 355.
- [4] C C Ku, K Y Lee. Diagonal recurrent neural networks for dynamic systems control[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1995, 6(1): 144- 156.
- [5] S Ma, C Ji. Fast training of recurrent neural networks based on the EM algorithm[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1998, 9(1): 11- 26.
- [6] M K Sundareshan, T A Condarcur. Recurrent neural network training by a learning automaton approach for trajectory learning and control system design[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1998, 9(3): 354- 368.
- [7] X B Liang, J Wang. A recurrent neural network for nonlinear optimization with a continuously differentiable objective function and bound constraints[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2000, 11(6): 1251- 1262.
- [8] C H Lee, C C Teng. Identification and control of dynamic systems using recurrent fuzzy neural networks[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2000, 8(4): 349- 366.
- [9] C T Lin, C L Chang, W C Cheng. A recurrent fuzzy cellular neural network system with automatic structure and template learning[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 2004, 51(5): 1024- 1035.

作者简介:

毛六平 男, 1970 年生, 博士, 副教授, 主要从事数字信号处理, 智能控制理论和应用, 模式识别和智能系统等研究.

E mail: mlp7161@ 163. com

王耀南 男, 1957 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事数字信号处理, 智能控制理论和应用, 模式识别和智能系统, 电气控制工程等研究. E mail: yaonan@ hnu. cn

孙 炜 男, 1975 年生, 博士, 副教授, 主要从事智能控制与模式识别, 智能机器人控制等研究.

戴瑜兴 男, 1957 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事数字信号处理, 智能控制理论和应用, 电子与通信系统等研究.